

GUILHERME VIANNA RAFFO

**ALGORITMOS DE CONTROLE PREDITIVO
PARA SEGUIMENTO DE TRAJETÓRIAS
DE VEÍCULOS AUTÔNOMOS**

FLORIANÓPOLIS

2005

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA
CATARINA**

**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA ELÉTRICA**

**ALGORITMOS DE CONTROLE PREDITIVO
PARA SEGUIMENTO DE TRAJETÓRIAS
DE VEÍCULOS AUTÔNOMOS**

Dissertação submetida à
Universidade Federal de Santa Catarina
como parte dos requisitos para a
obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

GUILHERME VIANNA RAFFO

Florianópolis, Outubro de 2005.

ALGORITMOS DE CONTROLE PREDITIVO PARA SEGUIMENTO DE TRAJETÓRIAS DE VEÍCULOS AUTÔNOMOS

Guilherme Vianna Raffo

Esta Dissertação foi julgada adequada para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica, Área de Concentração em *Automação e Sistemas*, e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Santa Catarina.

Prof. Julio Elias Normey Rico, Dr.
Orientador

Prof. Alexandre Trofino Neto, Dr.
Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica
da Universidade Federal de Santa Catarina

Banca Examinadora:

Prof. Julio Elias Normey Rico, Dr.
Orientador

Prof. Christian Roberto Kelber, Dr.
Co-orientador

Prof. Edson Roberto De Pieri, Dr.

Prof. Leandro Buss Becker, Dr.

Prof. Raul Guenther, D.Sc.

Aos meus Pais e a minha namorada Clarice.

AGRADECIMENTOS

Agradeço aos meus pais, Paulo Eduardo e Ana Maria, por terem me dado força para fazer o mestrado e suporte emocional nos momentos difíceis.

A minha namorada, Clarice, por ter me apoiado mesmo estando longe, pela paciência e pelas diversas vezes que veio me ver e matar a saudade, que sempre foi muita.

Agradeço aos meus queridos avós, especialmente ao meu avô Adalberto pelo estímulo, parceria e companherismo, principalmente, no desfecho deste meu trabalho

Aos meus irmãos Marcelo e Gustavo pela semana de descanso nas praias de Floripa e as minhas irmãs Daniela e Paula pelo apoio enquanto estive fora. Paula, valeu pelas impressões.

Gostaria de agradecer ao meu orientador, Prof. Julio Elias Normey Rico, pela dedicação, inspiração, amizade e pela constante disponibilidade durante a dissertação de mestrado.

Ao meu co-orientador, Prof. Christian R. Kelber pela ajuda no desenvolvimento e correção deste trabalho, e por ter disponibilizado o veículo Mini-Baja, bem como as instalações da UNISINOS.

Agradeço ao Prof. Leandro Buss Becker pelo apoio oferecido na elaboração desta dissertação.

Aos membros da banca examinadora, que contruíram na revisão deste trabalho e dando sugestões.

Agradeço, também, ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, pela oportunidade de desenvolver minha pesquisa junto a UFSC. À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior, CAPES, pela concessão da bolsa de mestrado e aos professores do DAS.

A todos os amigos que fiz durante o curso de mestrado. Especialmente, destaco o Guilherme pelo esforço e contribuição a este trabalho. Agradeço aos colegas do Laboratório de Controle e Microinformática, LCMI, pela ajuda dada para concluir a minha dissertação.

Resumo da Dissertação apresentada à UFSC como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

**ALGORITMOS DE CONTROLE PREDITIVO
PARA SEGUIMENTO DE TRAJETÓRIAS
DE VEÍCULOS AUTÔNOMOS**

Guilherme Vianna Raffo

Outubro/2005

Orientador: Prof. Julio Elias Normey Rico, Dr.

Área de Concentração: Automação e Sistemas

Palavras-chave: Veículos Autônomos, Controle Preditivo, Seguimento de trajetórias

Número de Páginas: 149

Neste trabalho, é realizado o estudo e a implementação de estratégias de controle preditivo baseado em modelo para resolver o problema de seguimento de trajetórias de veículos autônomos. Para gerar as trajetórias, utilizaram-se estratégias de aproximação, que conduzem o veículo ao caminho a ser seguido de forma suave e estável. A arquitetura de controle do veículo autônomo considera o controle da cinemática e da dinâmica deste em uma estrutura cascata, dado que interessa controlar o veículo em condições onde somente o uso da sua cinemática não permite um bom desempenho. Para o controle da cinemática é realizado um estudo comparativo entre duas estratégias de controle preditivo linear, uma baseada no conceito de linearizações sucessivas e a outra no de coordenadas locais com trajetória de aproximação, visando determinar a que apresenta o melhor compromisso entre simplicidade-baixo custo computacional e comportamento. Baseado nos resultados de simulação, a segunda estratégia apresentou melhor desempenho e, portanto, foi escolhida para a implementação. Para o controle da dinâmica do veículo utilizou-se um algoritmo de controle preditivo descentralizado baseado no modelo linearizado. Os experimentos foram conduzidos em um veículo autônomo Mini-Baja utilizando uma plataforma embarcada para a execução dos algoritmos de controle.

Abstract of Dissertation presented to UFSC as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master in Electrical Engineering.

PREDICTIVE CONTROL ALGORITHMS FOR PATH FOLLOWING OF AUTONOMOUS VEHICLES

Guilherme Vianna Raffo

October/2005

Advisor: Prof. Julio Elias Normey Rico, Dr.

Area of Concentration: Automation and Systems

Keywords: Autonomous vehicle, predictive control, path following

Number of Pages: 149

In this work a Model Based Predictive Controller is used to solve the path following problem on an autonomous vehicle. To generate the trajectories strategies that lead the vehicle to the goal point smoothly were used. The controller architecture considers the kinematics and the dynamic control in a cascade structure, due to the fact that using only a controller based on the kinematics model the desired performance in the real vehicle is not achieved. A comparative study between two linear predictive control strategies is presented. The first one is based on the successive linearization concept and the second one uses a local frame with approaching path. The objective is to obtain the best compromise between simplicity with low computational cost and performance. Based on simulation results, the second strategy presented the best performance and was chosen for implementation. For the dynamic controller, a decentralized predictive controlled based on a linearized model of the vehicle is used. The experiments were conducted on an autonomous vehicle “Mini-Baja” using an embedded system to execute the control algorithms.

Sumário

Sumário	vii
Lista de Tabelas	x
Lista de Figuras	xi
Lista de Abreviaturas	xvi
Lista de Símbolos	xvii
1 Introdução	1
1.1 Motivação	1
1.2 Objetivos	4
1.3 Estrutura da Dissertação	5
2 Veículos Autônomos	8
2.1 Introdução	8
2.2 Planejamento e Geração de Trajetória	11
2.3 Monitoramento do Meio	13
2.4 Seguimento de Trajetórias	16
2.4.1 Controle Aplicado a Veículos Comerciais	20
2.5 Conclusões	21
3 Controle Preditivo Baseado em Modelo	22
3.1 Introdução	22
3.2 Perspectiva Histórica	23
3.3 Elementos do CPBM	25

3.3.1	O Modelo de Predição	25
3.3.2	Função Objetivo	31
3.3.3	Obtenção da Lei de Controle	34
3.4	Controle Preditivo de Veículo Autônomos	35
3.5	Conclusões	37
4	Modelagem e Estudo do Veículo Mini-Baja	38
4.1	Introdução	38
4.2	Cinemática de Robôs Móveis do Tipo Automóvel	39
4.2.1	Modelo Cinemático do Erro	41
4.2.2	Modelo Cinemático em Coordenadas Locais	44
4.2.3	Transformação de Coordenadas	46
4.3	Trajetória de Aproximação	47
4.4	Modelagem da Dinâmica do Robô Móvel do Tipo Automóvel	51
4.4.1	Considerações Iniciais	51
4.4.2	Modelo Dinâmico Não-Linear	54
4.4.3	Modelo Dinâmico Linearizado	60
4.5	Conclusões	63
5	Controle Preditivo de um Veículo Autônomo	64
5.1	Introdução	64
5.2	Controle Preditivo Utilizando Espaço de Estados	66
5.3	Controle Preditivo Utilizando Função de Transferência	69
5.4	CPBM Aplicado ao Modelo Cinemático	74
5.4.1	Controle Preditivo Utilizando Espaço de Estados Aplicado ao Modelo Cinemático do Erro	76
5.4.2	GPC MIMO Aplicado ao Modelo Cinemático em Coordenadas Locais	81
5.4.3	O Custo Computacional do CPBM	89
5.5	CPBM Aplicado ao Modelo Dinâmico	92
5.6	Controle do Veículo Mini-Baja para Seguimento de Trajetórias	98
5.7	Conclusões	116

6	Resultados Experimentais	118
6.1	Introdução	118
6.2	O Sistema Embarcado	119
6.3	Instrumentação do Veículo Mini-Baja	120
6.3.1	Sensoriamento	120
6.3.2	Atuadores e Sub-Malhas de Controle	122
6.4	Ensaio Experimentais	124
6.5	Conclusões	131
7	Conclusões Finais	133
A	Dados do Veículo Mini-Baja	136
B	Relações Matemáticas	138
B.1	Transformação de Coordenadas	138
B.2	Relações Trigonométricas	140
	Bibliografia	142

Lista de Tabelas

5.1	Erro dos estados x , y e θ utilizando CPBM com modelo cinemático do erro.	80
5.2	Erro dos estados x , y e θ utilizando CPBM com modelo cinemático em coordenadas locais.	87
5.3	Custo Computacional do CPBM aplicado ao Modelo Cinemático do Veículo.	91
5.4	Custo Computacional do CPBM não-linear e linear aplicados a um robô móvel com acionamento diferencial em KÜHNE (2005).	91
5.5	Erro dos estados x , y e θ utilizando CPBM aplicado a cinemática e a dinâmica do veículo.	115
A.1	Dados do veículo autônomo Mini-Baja.	137

Lista de Figuras

2.1	AGV usado como “paleteira”	9
2.2	Comboio de caminhões autônomos (GOETTING, 2001).	10
2.3	Estrutura dos diferentes níveis de controladores (JUNG <i>et al.</i> , 2005).	11
2.4	Estrutura da instrumentação embarcada (JUNG <i>et al.</i> , 2005).	14
4.1	Configuração do veículo Mini-Baja.	40
4.2	Transformação de coordenadas.	46
4.3	Seqüência de arcos do <i>Pure-Pursuit</i>	49
4.4	Geometria do Algoritmo.	50
4.5	Veículo Autônomo Mini-Baja.	51
4.6	Rotação e deslocamento nos eixos xyz	52
4.7	Agrupamentos das rodas.	52
4.8	Diagrama de Forças do Automóvel.	53
4.9	Diagramas de Força separados por eixo.	55
4.10	Diagrama de torques.	56
5.1	Arquitetura de controle do veículo Mini-Baja	65
5.2	Estrutura de Controle do Modelo Cinemático.	75
5.3	Trajetória xy do Veículo Mini-Baja para uma referência retangular utilizando CPBM com o modelo cinemático do erro no espaço de estados. (Resultado de simulação.)	78
5.4	Estados x, y e θ do Veículo Mini-Baja utilizando CPBM com o modelo cinemático do erro no espaço de estados. (Resultado de simulação.)	78
5.5	Entrada de Controle δ_D do Veículo Mini-Baja utilizando CPBM com o modelo cinemático do erro no espaço de estados. (Resultado de simulação.)	79

5.6	Trajectoria xy do Veículo Mini-Baja para uma referência retangular utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais. (Resultado de simulação.)	84
5.7	Estados x, y e θ do Veículo Mini-Baja utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais. (Resultado de simulação.)	85
5.8	Entrada de Controle δ_D do Veículo Mini-Baja utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais. (Resultado de simulação.)	85
5.9	Trajectoria xy do Veículo Mini-Baja para uma referência retangular utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais a $v_D = 2,77m/s$. (Resultado de simulação.)	88
5.10	Estados x, y e θ do Veículo Mini-Baja utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais a $v_D = 2,77m/s$. (Resultado de simulação.)	88
5.11	Entrada de Controle δ_D do Veículo Mini-Baja utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais a $v_D = 2,77m/s$. (Resultado de simulação.)	89
5.12	Estrutura do controle do modelo dinâmico.	93
5.13	Velocidade do Veículo Mini-Baja no CM executada durante a trajetória utilizando GPC aplicado ao modelo dinâmico. (Resultado de simulação.)	96
5.14	Entrada de controle $\dot{\omega}_{RT}$ da malha de controle de velocidade utilizando GPC aplicado ao modelo dinâmico. (Resultado de simulação.)	96
5.15	Estados β e $\dot{\theta}$ do Veículo Mini-Baja utilizando GPC aplicado ao modelo dinâmico. (Resultado de simulação.)	97
5.16	Entrada de Controle δ_D do Veículo Mini-Baja utilizando GPC aplicado ao modelo dinâmico. (Resultado de simulação.)	97
5.17	Estrutura de controle preditivo do Veículo Mini-Baja.	99
5.18	Trajectoria xy do Veículo Mini-Baja para uma referência retangular considerando a arquitetura completa do veículo com velocidade constante e igual à $v_D = 2,77m/s$. (Resultado de simulação.)	102
5.19	Estados x, y e θ do modelo cinemático durante a trajetória retangular com velocidade constante e igual à $v_D = 2,77m/s$. (Resultado de simulação.)	102

5.20	Entrada de Controle δ_D do Veículo Mini-Baja executada durante a trajetória retangular com velocidade constante e igual à $v_D = 2,77m/s$. (Resultado de simulação.)	103
5.21	Estados β e $\dot{\theta}$ do Veículo Mini-Baja durante a trajetória retangular com velocidade constante e igual à $v_D = 2,77m/s$. (Resultado de simulação.)	103
5.22	Velocidade do Veículo Mini-Baja no CM executada durante a trajetória retangular com velocidade constante e igual à $v_D = 2,77m/s$. (Resultado de simulação.)	104
5.23	Entrada de controle $\dot{\omega}_{RT}$ da malha de controle de velocidade executada durante a trajetória retangular com velocidade constante e igual à $v_D = 2,77m/s$. (Resultado de simulação.)	104
5.24	Trajetoária xy do Veículo Mini-Baja para uma referência retangular considerando a arquitetura completa do veículo com velocidade variável. (Resultado de simulação.)	106
5.25	Estados x , y e θ do modelo cinemático durante a trajetória retangular com velocidade variável. (Resultado de simulação.)	106
5.26	Entrada de Controle δ_D do Veículo Mini-Baja executada durante a trajetória retangular com velocidade variável. (Resultado de simulação.) .	107
5.27	Estados β e $\dot{\theta}$ do Veículo Mini-Baja durante a trajetória retangular com velocidade variável. (Resultado de simulação.)	107
5.28	Velocidade do Veículo Mini-Baja no CM executada durante a trajetória retangular com velocidade variável. (Resultado de simulação.)	108
5.29	Entrada de controle $\dot{\omega}_{RT}$ da malha de controle de velocidade executada durante a trajetória retangular com velocidade variável. (Resultado de simulação.)	108
5.30	Trajetoária xy do Veículo Mini-Baja para uma referência em forma de oito considerando a arquitetura completa do veículo. (Resultado de simulação.)	109
5.31	Estados x , y e θ do modelo cinemático durante a trajetória em forma de oito. (Resultado de simulação.)	109
5.32	Entrada de Controle δ_D do Veículo Mini-Baja executada durante a trajetória em forma de oito. (Resultado de simulação.)	110

5.33	Estados β e $\dot{\theta}$ do Veículo Mini-Baja durante a trajetória em forma de oito. (Resultado de simulação.)	110
5.34	Velocidade do Veículo Mini-Baja no CM executada durante a trajetória em forma de oito. (Resultado de simulação.)	111
5.35	Entrada de controle $\dot{\omega}_{RT}$ da malha de controle de velocidade executada durante a trajetória em forma de oito. (Resultado de simulação.)	111
5.36	Trajetoária xy do Veículo Mini-Baja para uma referência circular considerando a arquitetura completa do veículo. (Resultado de simulação.) .	112
5.37	Estados x , y e θ do modelo cinemático durante a trajetória circular. (Resultado de simulação.)	112
5.38	Entrada de Controle δ_D do Veículo Mini-Baja executada durante a trajetória circular. (Resultado de simulação.)	113
5.39	Estados β e $\dot{\theta}$ do Veículo Mini-Baja durante a trajetória circular. (Resultado de simulação.)	113
5.40	Velocidade do Veículo Mini-Baja no CM executada durante a trajetória circular. (Resultado de simulação.)	114
5.41	Entrada de controle $\dot{\omega}_{RT}$ da malha de controle de velocidade executada durante a trajetória circular. (Resultado de simulação.)	114
6.1	Sensor de velocidade.	121
6.2	Sensor do ângulo de direção das rodas dianteiras.	121
6.3	Bússola Eletrônica.	122
6.4	Motor à combustão HONDA quatro tempos de 5CV.	123
6.5	Trajetoária xy do Veículo Mini-Baja utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais para a referência retangular. (Resultado experimental.)	125
6.6	Estado x do Veículo Mini-Baja utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais para a referência retangular. (Resultado experimental.)	126
6.7	Estado y do Veículo Mini-Baja utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais para a referência retangular. (Resultado experimental.)	126

6.8	Estado θ do Veículo Mini-Baja utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais para a referência retangular. (Resultado experimental.)	127
6.9	Trajétoria xy do Veículo Mini-Baja utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais para a referência em S . (Resultado experimental.)	129
6.10	Estado x do Veículo Mini-Baja utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais para a referência em S . (Resultado experimental.)	129
6.11	Estado y do Veículo Mini-Baja utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais para a referência em S . (Resultado experimental.)	130
6.12	Estado θ do Veículo Mini-Baja utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais para a referência em S . (Resultado experimental.)	130
6.13	Erro dos estados x , y e θ do Veículo Mini-Baja utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais para a referência em S . (Resultado experimental.)	131
A.1	Veículo Autônomo Mini-Baja	136
B.1	Robô móvel rotacionado em relação ao sistema de coordenada base. . .	138
B.2	Robô móvel rotacionado e transladado em relação ao sistema de coordenada base.	140
B.3	Diagrama que relaciona os ângulos β e δ_D e as velocidades v e v_D	141

Lista de Abreviaturas

ABC	<i>Active Body Control</i>
ABS	<i>Anti-Blocking System</i>
AGV	<i>Autonomous Guided Vehicle</i>
ARIMA	<i>Auto-Regressive and Integrated Moving Average</i>
CARIMA	<i>Controlled Auto-Regressive and Integrated Moving Average</i>
CPBM	Controle Preditivo Baseado em Modelo
CTA	<i>Control Theory Approach</i>
DMC	<i>Dynamic Matrix Control</i>
EHAC	<i>Extended Horizon Adaptive Control</i>
EPSAC	<i>Extended Prediction Self Adaptive Control</i>
ESP	<i>Estability System Program</i>
flops	<i>floating-point operations per second</i>
GPC	<i>Generalized Predictive Controller</i>
GPS	<i>Global Positioning System</i>
MAC	<i>Model Algorithm Control</i>
MIMO	<i>Multiple Input Multiple Output</i>
PFC	<i>Predictive Functional Control</i>
QPF	<i>Quintic Polynomial Fit</i>
RMA	Robô Móvel Autônomo
SBC	<i>Sensotronic Brake Control</i>
SISO	<i>Single Input Single Output</i>
SP	<i>Smith Predictor</i>
TCS	<i>Torque Control System</i>
UPC	<i>Unified Predictive Control</i>
WMR	<i>Wheeled Mobile Robot</i>

Lista de Símbolos

Notação

A	letras maiúsculas em negrito denotam matrizes
<i>A</i>	letras maiúsculas em itálico denotam polinômios
b	letras minúsculas em negrito denotam vetores

Símbolos

x	vetor de orden n composto de elementos $x_i, i = 1 \dots n$. Diz-se então que $\mathbf{x} \in \Re^n$
x'	vetor transposto de x
$\dot{\mathbf{x}}$	derivada temporal de x
x ₀	condição inicial de x
x _{ref}	valor de referência da variável x
$\ \mathbf{x}\ _{\mathbf{Q}}^2$	norma-2 da variável x ponderada de Q , $\mathbf{x}'\mathbf{Q}\mathbf{x}$
k	instante de amostragem
N_1	início do horizonte de predição dos estados
N_2	fim do horizonte de predição dos estados
N_u	horizonte de controle
N	horizonte de predição
Q	matriz de ponderação do erro dos estados
R	matriz de ponderação do esforço de controle
J	função objetivo do CPBM
$\hat{y}(k+j k)$	valor de y no instante $k+j$ predito no instante k
I	matriz identidade de dimensão apropriada
T	período de amostragem
\tilde{x}	variável do erro dos estados, $\tilde{x} = x - x_{ref}$

Δ	operador diferença, $\Delta = 1 - z^{-1}$
j	índice que define o número de amostras à frente do passo k

Variáveis e Parâmetros do Modelo

m	massa do veículo
J_z	momento de inércia em torno do eixo z_L do veículo
c_a	constante de penetração no meio (ar)
A_c	área de contato do veículo com o ar
c_D	constante de aderência do pneu dianteiro
c_T	constante de aderência do pneu traseiro
$V_{V_{accel}}$	ganho entre a força necessária para deslocar o veículo com os atritos na qual este é submetido
T_{Mgas}	constante de tempo do motor
T_V	constante de tempo do veículo
d_D	distância das rodas dianteiras até o centro de massa
d_T	distância das rodas traseiras até o centro de massa
d_A	distância do ponto de convergência aerodinâmica ao centro de massa do veículo
d_R	distância entre as rodas dianteiras
R_r	raio das rodas dianteiras e traseiras
α_D	ângulo do vetor deslocamento da roda dianteira
α_T	ângulo do vetor deslocamento da roda traseira
δ_D	ângulo da roda dianteira em relação ao eixo x_L fixo ao veículo
β	ângulo do vetor velocidade linear em relação ao chassi do veículo alinhado ao eixo x_L
θ	posição angular do veículo em relação ao sistema de coordenadas globais
v	velocidade tangencial do veículo no centro de massa
v_D	velocidade tangencial do veículo no ponto central entre as rodas dianteiras
ω_{RT}	velocidade angular do eixo traseiro do veículo
CM	centro de massa do veículo

CA	centro de convergência aerodinâmica
F_{CF}	força centrífuga
F_{xT}	força da roda traseira no eixo x_L
F_{xD}	força da roda dianteira no eixo x_L
F_{yT}	força da roda traseira no eixo y_L
F_{yD}	força da roda dianteira no eixo y_L
F_{xA}	força de resistência do ar no eixo x_L
F_{yA}	força de resistência do ar no eixo y_L
(x, y)	coordenadas cartesianas globais do veículo
(x_L, y_L)	coordenadas cartesianas locais do veículo

Capítulo 1

Introdução

1.1 Motivação

A pouco tempo atrás, a robótica estava concentrada apenas nos robôs manipuladores, devido às extensas aplicações destes na indústria. Porém, a área de robôs de serviço, mais comumente chamado de robôs móveis, tem sido o foco de grande parte dos esforços de pesquisas mais recentes. Os robôs móveis se caracterizam pela sua capacidade de se deslocar, podendo ser de modo guiado¹, semi-autônomo² ou totalmente autônomo³ (JUNG *et al.*, 2005). Embora a locomoção de robôs móveis dotados de pernas ou rastejantes tem sido estudada, a maioria dos robôs de serviço, que são construídos e analisados, utilizam rodas para se locomoverem. Os robôs móveis têm sido usados tanto em aplicações industriais quanto domésticas, geralmente para executar tarefas em ambientes inóspitos ou onde o homem teria dificuldades para realizá-las (LAGES, 1998).

As aplicações de robôs móveis se estendem desde aspiração de pó, entrega de correspondência, até tarefas como exploração planetária e, na área de petróleo e gás natural (OLLERO e HEREDIA, 1995; OLIVEIRA, 2001). Uma área de veículos autônomos que tem motivado muitos pesquisadores é a automatização de sistemas de transporte em rodovias, no qual se inclui a navegação de veículos comerciais autonomamente

¹Robôs móveis guiados: dependem de informações externas, sem as quais não podem operar.

²Robôs móveis semi-autônomos: operam controlados remotamente, mas possuindo um certo grau de autonomia (ex.: podem parar de modo a evitar o choque com obstáculos).

³Robôs móveis autônomos (RMAs): operam sem intervenção humana, de forma totalmente automatizada. Uma vez iniciada sua operação, executam tarefas de modo autônomo. São também denominados de veículos autônomos.

(AMIDI, 1990; OLLERO e AMIDI, 1991; WIT *et al.*, 2004; LEDUR, 2003; GOMES, 2003).

Em vista dessa enorme gama de aplicações que utilizam robôs de serviço, diversos campos desenvolveram metodologias para modelagem, projeto e controle de sistemas móveis. O aperfeiçoamento de projetos mecânicos e de controladores possibilitou o desenvolvimento de robôs móveis. A navegação de RMA é realizada considerando o planejamento e a geração de uma trajetória, a capacidade do sistema de informar a localização do veículo dentro de um ambiente, bem como os dados do próprio ambiente, e, por conseguinte, a capacidade do veículo seguir a trajetória previamente definida (GU e HU, 2002; WIT *et al.*, 2004).

Diversos trabalhos são encontrados na literatura para resolver o problema de seguimento de trajetória de robôs móveis considerando somente a cinemática deste. Porém, quando é requisitado que se obtenha boa performance no seguimento do caminho desejado em velocidades elevadas⁴, em ambientes hostis e com forças externas sendo aplicadas sobre o veículo é necessário considerar o modelo dinâmico do veículo (BOYDEN e VELINSKY, 1994).

As características do modelo cinemático de um robô móvel dotado de rodas (normalmente denominado na literatura inglesa *Wheeled Mobile Robot* - WMR) o define como sistema não-holonômico, ou seja, existem restrições não integráveis no modelo, como, por exemplo, as restrições resultantes ao não deslizamento lateral das rodas. Robôs deste tipo não podem, por exemplo, girar em torno do seu centro de massa. Assim, as restrições não-holonômicas fazem com que a dimensão do espaço de velocidades seja menor que a dimensão do espaço de configuração do robô. Um exemplo típico do efeito destas restrições é a manobra que um carro precisa fazer para estacionar. Devido a estas restrições, e por ser um sistema não-linear, os robôs móveis dotados de rodas têm em seu controle um dos principais problemas, tornando a concepção de estratégias de controle para estes sistemas uma tarefa extremamente complicada (KÜHNE, 2005).

Esta dificuldade no projeto de controle não depende somente das características não-holonômicas do sistema, mas também dos objetivos que se deseja alcançar com tal

⁴A velocidade é considerada elevada quando, durante uma manobra, o veículo tende a derrapar exigindo do condutor uma compensação extra no ângulo de esterçamento do volante.

controle. Com isso, o controle de robôs móveis dotados de rodas pode ter como objetivo fazer com que o veículo siga um determinado caminho ou que o mesmo estabilize em determinada posição e orientação de referência. Para o último objetivo existem limitações apresentadas por Brockett (BROCKETT, 1982) onde é mostrado que um sistema não-holonômico sem deriva⁵ não pode ser estabilizado em um ponto através de técnicas de controle lineares e invariantes no tempo. Entretanto, leis de controle *variantes no tempo* ou *não suaves* podem ser usadas. Em alguns casos, abordagens clássicas de controle não-linear funcionam. Por exemplo, pode-se resolver o sub-problema de estabilizar apenas a postura do robô (desconsiderando-se a orientação) por realimentação linearizante de estados estática e suave (KÜHNE *et al.*, 2004a). Em alguns casos particulares, isto não é muito restritivo, visto que muitas vezes a estrutura do robô possui uma geometria circular (LAGES, 1998; OLIVEIRA, 2001).

Entretanto, os robôs móveis são dotados de partes mecânicas e eletrônicas, as quais estão sujeitas a limitações físicas do sistema. Para isso é necessária a consideração destas restrições no momento do cálculo das leis de controle. Os métodos convencionais de controle usados em robôs móveis consideram que os valores calculados nunca atingirão os limites de saturação dos atuadores, embora isto nem sempre aconteça. Por exemplo, a saturação pode ocorrer quando o robô encontra-se muito distante do seu destino, gerando assim sinais de controle elevados (KÜHNE, 2005).

Assim, uma alternativa para solucionar este problema é o uso de controle preditivo baseado em modelo (CPBM), já que todo o tipo de restrição pode ser considerado no momento do cálculo da lei de controle.

O CPBM realiza o cálculo das ações de controle para um determinado horizonte de tempo futuro, minimizando uma determinada função custo com relação a certas variáveis de decisão e considerando um conjunto de restrições impostas. O CPBM tem como principal característica a utilização do modelo explícito do processo para realizar o cálculo da predição do comportamento futuro das variáveis que descrevem a dinâmica do mesmo (CAMACHO e BORDONS, 1998).

Além da vantagem de aceitar restrições do sistema, o CPBM apresenta a vantagem de utilizar referências previamente calculadas e poder utilizá-las no cálculo da lei de

⁵Do inglês, *drift*. O sistema $\dot{x} = f(x) + g(x) \cdot u$ é dito sem deriva quando $f(x) = 0$.

controle. Com uma instrumentação adequada no veículo, que informe o deslocamento e a localização dele, bem como informações do meio onde ele se encontra através de GPS, mapa digital, sistemas de visão, etc, e tendo que, normalmente, as trajetórias de referência executadas por RMAs são conhecidas, o controle preditivo torna-se ainda mais apto para tal tarefa, além de conduzir o veículo suavemente, melhorar a autonomia deste e poder ser facilmente estendido para sistemas MIMO. Trabalhos utilizando CPBM para resolver o problema de seguimento de trajetórias são encontrados na literatura, porém são escassos. Citam-se: (OLLERO e AMIDI, 1991; GÓMEZ-ORTEGA e CAMACHO, 1996; YANG *et al.*, 1998; NORMEY-RICO *et al.*, 1998a,b; KIM *et al.*, 2001; ESSEN e NIJMEIJER, 2001; GU e HU, 2002; KÜHNE, 2005).

Assim, este trabalho propõe o estudo de vários algoritmos de controle preditivo para o seguimento de trajetórias de veículos autônomos, considerando tanto a dinâmica como a cinemática do veículo, usando a sua simplicidade de implementação e objetivando a otimização de tempos de cálculo de modo a facilitar a implementação em tempo-real numa plataforma embarcada.

O trabalho aqui apresentado é parte de um projeto maior onde, além das questões do algoritmo de controle, estão sendo estudados os problemas associados à implementação em tempo-real usando sistemas embarcados (GOMES, 2005).

1.2 Objetivos

O objetivo principal deste trabalho é desenvolver e implementar algoritmos de controle preditivo para o seguimento de trajetórias em veículos autônomos. A planta que será usada é o veículo autônomo Mini-Baja.

Serão considerados os aspectos cinemático e dinâmico do veículo com a finalidade de percorrer trajetos com exatidão e bom desempenho quando sujeito a velocidades elevadas⁶, a forças externas e quando for submetido à ambientes hostis ao ser humano, ou seja, ambientes que oferecem risco ao homem.

⁶Para o veículo Mini-Baja utilizado a velocidade é considerada elevada a partir de $1m/s$ devido ao atuador da barra de direção ser lento em relação a dinâmica do veículo para velocidades acima deste valor.

Os algoritmos de controle serão desenvolvidos de forma otimizada com o intuito de obter menor esforço computacional.

Resultados de simulação serão usados para realizar testes comparativos entre as estratégias de controle utilizadas, analisando a performance e o custo computacional dos algoritmos com o objetivo de implementação destes em sistemas embarcados.

Realizadas todas estas etapas, a estratégia de controle definida será implementada no veículo Mini-Baja utilizando um sistema embarcado em tempo-real para seguir as trajetórias previamente planejadas.

1.3 Estrutura da Dissertação

Este trabalho está organizado como segue:

- No Capítulo 2 apresenta-se uma descrição de robôs móveis e veículos autônomos. Começa-se apresentando as motivações para o desenvolvimento de robôs móveis autônomos e onde estes são empregados. Em seguida abordam-se as etapas do processo de controle utilizadas para navegação autônoma, detalhando-se a importância do planejamento e da geração da trajetória, do monitoramento do veículo e do meio onde ele está inserido e, finalmente, do problema de seguimento de trajetória. Por fim, é definida a estrutura do sistema de controle usado neste trabalho.
- O Capítulo 3 aborda o método de controle preditivo baseado em modelo. Inicialmente faz-se uma introdução do método e em seguida é apresentada a evolução histórica do CPBM. Explicam-se os elementos básicos do algoritmo de controle preditivo baseado em modelo. Para finalizar este capítulo, é realizada uma breve revisão bibliográfica relacionando CPBM a robôs móveis autônomos.
- No Capítulo 4 é realizada a modelagem matemática de um robô móvel do tipo automóvel, abordando as características do veículo Mini-Baja. Em uma primeira etapa é realizada a modelagem cinemática do veículo, onde são apresentados dois métodos de obtenção do modelo linearizado, a modelagem cinemática do erro e a

modelagem cinemática em coordenadas locais. Aborda-se a transformação de coordenadas entre um sistema global e um fixo ao veículo. Em seguida são tratadas estratégias de trajetória de aproximação, onde é apresentado o algoritmo *Pure-Pursuit*. Logo após é desenvolvido o modelo dinâmico do veículo baseando-se nas Leis de Newton, onde se considera que forças externas influenciam o movimento do robô móvel. Finalmente, obtém-se o modelo dinâmico linearizado para o veículo Mini-Baja.

- O Capítulo 5 trata o problema de seguimento de trajetória através do CPBM aplicado à cinemática e à dinâmica do veículo autônomo. Desenvolvem-se duas estratégias de controle preditivo baseado em modelo: uma que utiliza o modelo no espaço de estados e outra utilizando o modelo em função de transferência, onde se desenvolve o algoritmo GPC MIMO. Em seguida são apresentados os algoritmos de CPBM aplicado à cinemática do robô móvel, o primeiro considera o modelo cinemático do erro e utiliza linearizações sucessivas ao longo de uma trajetória de referência; o segundo utiliza o modelo cinemático em coordenadas locais com o uso de trajetória de aproximação. Faz-se um estudo comparativo do custo computacional entre as duas estratégias de controle aplicadas à cinemática do veículo para mostrar qual algoritmo é mais apto a uma aplicação em processadores de baixo custo. Em seguida desenvolvem-se os controladores da dinâmica do veículo utilizando a estratégia GPC MIMO. Por fim é apresentada a arquitetura de um veículo autônomo utilizando CPBM para controle da sua cinemática e dinâmica.
- No Capítulo 6 são apresentados os resultados experimentais para o problema de seguimento de trajetória do veículo autônomo Mini-Baja. Descrevem-se as características do veículo e a eletrônica embarcada nele. O capítulo finaliza apresentando os resultados obtidos nos experimentos.
- O Capítulo 7 apresenta as conclusões sobre o trabalho realizado e as perspectivas futuras de pesquisa.
- No Apêndice A apresenta-se os dados da mecânica do veículo autônomo Mini-Baja.

-
- O Apêndice B descreve relações matemáticas utilizadas nos modelos cinemático e dinâmico do robô móvel.

Capítulo 2

Veículos Autônomos

2.1 Introdução

Um veículo é considerado autônomo quando este é apto a realizar navegação automática, ou seja, é capaz de dirigir e reagir ao meio sem controle externo (WIT *et al.*, 2004). Para conseguir isto o veículo é equipado com atuadores que são comandados por sistemas embarcados (CANUDAS DE WIT *et al.*, 1996). O desenvolvimento de veículos autônomos, também chamados de robôs móveis autônomos, é motivado por fatores como a necessidade de criação de sistemas de amparo ao motorista, que possam reduzir o número de acidentes em rodovias, a poluição e os congestionamentos existentes, ou como a substituição do homem em locais insalubres.

Robôs móveis têm sido usados em diversas áreas: na indústria, robôs substituem o homem em tarefas de risco e também *transfers*¹, em sistemas integrados de manufatura proporcionando maior flexibilidade (Figura 2.1); na exploração planetária, onde se podem mencionar os projetos *Mars Surveyor*, para exploração do planeta Marte e *Mission to Planet Earth*, para explorar locais de difícil acesso, tais como crateras de vulcões aqui na Terra; exploração marítima, onde desenvolvem tarefas a profundidades impossíveis de serem atingidas por mergulhadores humanos; na área de serviços, robôs realizam tarefas como entrega de correspondência, aspiração de pó, lavagem externa de aviões, assistência a pessoas deficientes, auxílio na medicina, aragem da terra para o plantio, manutenção e construção de rodovias, entre outras (OLLERO e HEREDIA, 1995; LAUMOND, 1998; LAGES, 1998; CONCEIÇÃO *et al.*, 2003).

¹Sistemas *transfers* são mecanismos rígidos para transporte de objetos comumente utilizados em ambientes industriais.



Figura 2.1: AGV usado como “paleteira”.

Pesquisas com robôs móveis para planejamento do movimento surgiram a partir dos anos sessenta, durante os primeiros estágios do desenvolvimento de robôs controlados por computador. No entanto, a maioria dos esforços é mais recente e foram conduzidos durante a década de oitenta, quando surgem os primeiros veículos autônomos com trajetos previamente determinados para substituir o controle humano, principalmente em lugares insalubres e de difícil acesso (LAUMOND, 1998). Com isso, diversos campos se desenvolveram em torno desses veículos como, por exemplo, projetos mecânicos, desenvolvimento de modelos cinemáticos e dinâmicos, métodos de detecção de postura, visão, planejamento de trajetória, projeto de controle, etc (CANUDAS DE WIT *et al.*, 1993).

A tecnologia desenvolvida com os veículos autônomos começa a ser utilizada pela indústria automotiva nos anos noventa, onde a eletrônica embarcada começa a ser aproveitada pelas montadoras em seus veículos de série. Com isso, sistemas mecânicos passam a ser substituídos por sistemas eletromecânicos como, por exemplo, a troca do carburador por sistemas de injeção eletrônica. Entre 1995 e 2005 novos sistemas de amparo ao motorista passam a ser desenvolvidos e implementados nos veículos, como o GPS (*Global Positioning System*), que visa ajudar o motorista informando o posicionamento, possíveis rotas e obstáculos na trajetória do automóvel. Sistemas de segurança também são desenvolvidos, como os freios ABS e o *Airbag*² (LEDUR, 2003).

²O *Airbag* é uma eficiente bolsa de ar que se infla muito rapidamente em colisões, protegendo os ocupantes do carro. A bolsa inflável não funciona em qualquer tipo de colisão. É preciso que o veículo esteja a mais de 40km/h, que o impacto ocorra na dianteira do veículo e que o ângulo do impacto seja de pelo menos 30 graus.

Assim, estudos na área de substituição do motorista no controle do veículo estão sendo realizados nos meios acadêmico e industrial. Um projeto que tem evoluído bastante nos últimos anos é o chamado “comboio” (Figura 2.2), onde um caminhão guiado por um humano é seguido por outros sem nenhum condutor.



Figura 2.2: Comboio de caminhões autônomos (GOETTING, 2001).

O processo de automação veicular para navegação pode ser dividido em diversas etapas, como o planejamento e geração da trajetória, a localização do veículo dentro do ambiente e o seguimento da trajetória (WIT *et al.*, 2004; GU e HU, 2002). Assim, automatizar um veículo requer o uso de sistemas de controle com capacidade de seguimento e regulação. Na Figura 2.3 é apresentada a estrutura dos diversos níveis de controladores utilizados em automação veicular, onde a base é composta por controladores dos sub-sistemas do veículo, como, por exemplo, o controle de injeção eletrônica e do câmbio automático. Em seguida, encontram-se sistemas de controle que atuam na dinâmica do veículo, como os freios ABS e sistemas ESP. A condução do veículo é realizada por controladores que tem a finalidade de guiá-lo sobre o caminho especificado. Sendo este definido nos níveis do topo da pirâmide, onde é realizado um planejamento da trajetória e, caso necessário, esta é modificada dinamicamente ao longo do trajeto (JUNG *et al.*, 2005).

A seguir são abordadas as tecnologias necessárias em um veículo autônomo, bem como, tipos de controle e objetivos que se tem no planejamento de movimento para estes veículos.



Figura 2.3: Estrutura dos diferentes níveis de controladores (JUNG *et al.*, 2005).

2.2 Planejamento e Geração de Trajetória

O planejamento de trajetórias tem como dificuldade tradicional evitar obstáculos. Nos últimos anos tem surgido uma grande quantidade de trabalhos na geração de algoritmos eficientes para planejamento de trajetórias. A maioria destes tem concentrado seus esforços no problema global de determinação de um caminho quando a posição dos obstáculos é conhecida e as restrições da dinâmica não são consideradas (MURRAY e SASTRY, 1993). A natureza do caminho a ser seguido por um veículo autônomo é essencial na geração de trajetórias. Se o caminho apresenta, por exemplo, fortes variações de curvatura em alguns pontos pode-se produzir um movimento com deslizamento das rodas (TOUNSI e CORRE, 1996).

O planejamento e geração de trajetórias consistem em conhecer um meio estruturado e produzir planos de rota de um ponto para outro. Isto também inclui uma comunicação entre um sistema supervisor³ e o veículo. O planejamento de trajetória

³O sistema supervisor é uma base de supervisão que monitora e informa as condições do veículo e do meio. Também é incumbido de supervisionar a trajetória que está sendo executada podendo redefinir parâmetros dos controladores e do gerador da trajetória.

guia o robô de um ponto ao outro englobando uma lista de segmentos de caminho de vários tipos: linhas, arcos, *splines*⁴, funções polinomiais, *clothoids*⁵, espirais cúbicas, etc (TOUNSI e CORRE, 1996). O planejador de trajetórias passa os dados de um segmento da trajetória a cada instante para um gerador de trajetória, o qual é incumbido de gerar um caminho suave entre a posição atual do veículo e o ponto de destino. O gerador de trajetória de referência funciona como um navegador embarcado que continuamente fornece uma referência apropriada dos estados para o controlador, sendo este o encarregado de que o veículo siga a referência. A referência dos estados é determinada através do plano de rota, das capacidades de aceleração e desaceleração do veículo e da atual posição deste (NELSON e COX, 1988). No caso do veículo autônomo ser do tipo automóvel considera-se que a trajetória de referência a ser percorrida é a própria estrada, onde as marcações existentes nela, e com auxílio de instrumentação adequada, definem o caminho dinamicamente.

Existem vários trabalhos que utilizam diferentes técnicas para gerar a trajetória de referência. Em AMIDI (1990) um ponto sobre o caminho desejado é escolhido a partir de uma distância previamente determinada, denominada *lookahead*, e arcos são calculados unindo a posição atual do veículo a este ponto; esta estratégia é chamada de *Pure-Pursuit*. Em OLLERO e AMIDI (1991) a mesma estratégia é usada, porém a distância *lookahead* é mudada *on-line*. Em GÓMEZ-ORTEGA e CAMACHO (1996) a geração de trajetória é realizada com algumas técnicas de controle ótimo, onde uma lista de consecutivos pontos de referência, todos eles localizados sobre o caminho desejado, são escolhidos ao invés de um ponto isolado. WIT *et al.* (2004) utilizam uma técnica parecida com a de *Pure-Pursuit*, baseada na “Teoria dos Helicóides” (BALL, 1900), que gera um raio de giro desejado do veículo baseado na posição e orientação atual do veículo e na posição e orientação relativa de um ponto à frente sobre o caminho planejado. Esta técnica é denominada *Vector Pursuit*. Em PIAZZI *et al.* (2004) é proposto um novo método de planejamento de trajetória para robôs móveis, denomi-

⁴Uma *spline* é uma curva definida matematicamente por dois ou mais pontos de controle. Os pontos de controle que ficam sobre a curva são chamados de nós.

⁵Uma *clothoid* é uma curva suave cuja curvatura é uma função linear do seu comprimento. A *clothoid* aparece no problema de encontrar a menor curva que une dois pontos conhecidos, dados o ângulo tangente e a curvatura deles e a derivada da curvatura.

nado G^3 – *spline*. É um polinômio *spline* de sétima ordem que permite a interpolação de uma sequência arbitrária de pontos com as associadas orientações arbitrárias, e que considera também a curvatura e a velocidade com relação ao comprimento do arco de curvatura (derivada da curvatura) nos pontos arbitrários. Assim, além do caminho ser contínuo, a derivada com relação ao comprimento do arco de curvatura também é contínua.

Apesar de existirem diversas técnicas mais sofisticadas apresentadas na literatura para geração da trajetória de referência, neste trabalho é utilizada a estratégia de aproximação da trajetória *Pure-Pursuit*. Isto pois, como um dos objetivos do trabalho é a implementação em tempo-real das estratégias de controle aqui desenvolvidas, o bom compromisso entre simplicidade-baixo custo computacional e comportamento da estratégia *Pure-Pursuit* tornam-na a mais adequada.

2.3 Monitoramento do Meio

Sistemas de controle de veículos autônomos necessitam de informações precisas sobre a localização do robô e sobre as condições do ambiente no qual ele se encontra para que possa chegar com segurança ao seu ponto de destino ou para rastrear a trajetória de referência. O sensoramento da localização do veículo e o monitoramento de obstáculos no trajeto podem ser feitos usando vários métodos de aquisição de dados incluindo sistemas de percepção, bem como sensores internos e técnicas de odometria (OLLERO e HEREDIA, 1995).

Os sensores utilizados em automação veicular podem ser divididos em três categorias, conforme Figura 2.4: de navegação, de reconhecimento de rota e de detecção de objetos e obstáculos. Os sensores têm a tarefa de enviar ao sistema informações sobre as condições do veículo, localização deste e como é o meio ao seu redor. Com o objetivo de ter um melhor desempenho realiza-se a fusão dos dados enviados pelos sensores, tornando assim o sistema de controle mais robusto e confiável (LEDUR, 2003; JUNG *et al.*, 2005).

Dentro da categoria de sensores de navegação podem ser citados o velocímetro, o acelerômetro, a bússola eletrônica e o giroscópio. Os sensores de velocidade são fun-

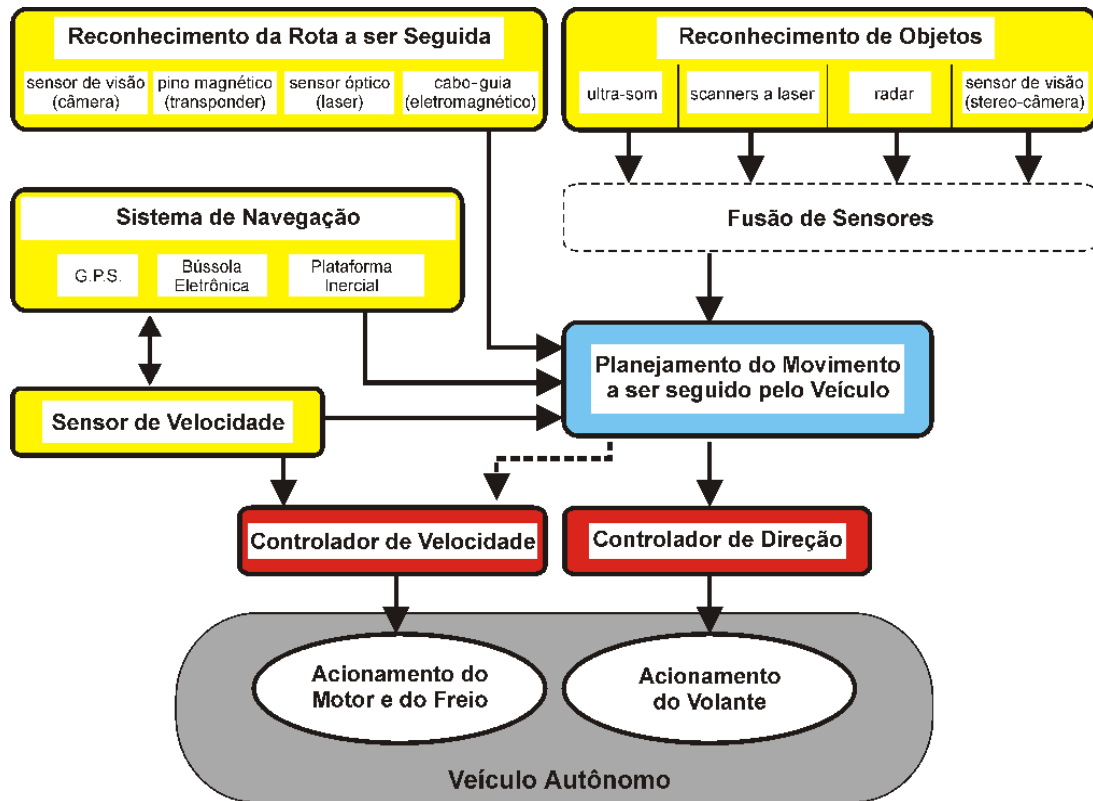


Figura 2.4: Estrutura da instrumentação embarcada (JUNG *et al.*, 2005).

damentais para o controle de um veículo, tanto para controle da própria velocidade quanto para o controle de seguimento da trajetória. Os mais comuns são os *encoders* acoplados aos eixos das rodas, os quais transmitem pulsos cuja frequência varia conforme a velocidade das rodas, e assim, permitem que se estime o deslocamento do veículo utilizando a técnica de odometria. A idéia básica da odometria é a integração da informação do movimento em um dado período de tempo, o que inevitavelmente leva ao acúmulo ilimitado de erros. Para limitar estes erros são usados sensores de medida absoluta como o GPS.

A bússola eletrônica mede a orientação do veículo em relação ao campo magnético terrestre, porém, apesar de não sofrer do problema de integração do erro, pode ter seu sinal alterado, por exemplo, perto de linhas de transmissão de energia elétrica, ou perto de aparelhos emissores de ondas eletro-magnéticas (KÜHNE *et al.*, 2004a). O acelerômetro é utilizado para medir variações na velocidade do veículo, bem como para verificar oscilações na estabilidade do mesmo. O giroscópio é responsável por medir rotações ou inclinações do veículo em qualquer um dos três eixos. Este é usado

em sistemas de estabilidade como o ESP, pois é capaz de informar se o veículo está em uma pista em acentuação ou declive, a inclinação do automóvel durante uma curva e também se está sofrendo aceleração ou frenagem.

Os sensores de reconhecimento de rota e de detecção de obstáculos munem os sistemas de controle com informações de localização, destino, possíveis caminhos a serem seguidos e se há obstáculos durante o percurso. Dentre estes pode se citar (BORENSTEIN *et al.*, 1996; LEDUR, 2003; JUNG *et al.*, 2005).:

- GPS, que fornece a localização absoluta do veículo em conjunto com um mapa digital da região onde ele se encontra. Este tipo de sensor, apesar de fornecer medidas absolutas, está sujeito às condições atmosféricas, ou seja, a sua medição pode ser alterada pelas condições do meio ambiente. O GPS apresenta um erro médio de posição estática de $\sim 30m$;
- Cabo-Guia, um cabo ou faixa fixo ao meio onde um caminho é previamente determinado. Um exemplo deste tipo é usado nos AGV's (*Autonomous Guided Vehicle*) utilizados em ambientes industriais;
- Sistemas de Visão, realizam reconhecimento de imagens, que são capturadas por câmeras de vídeo (visão monocular, estéreo ou omnidirecional), que fornecem informações do ambiente, tais como, identificação das bordas da pista, que normalmente já se encontram pintadas sobre as rodovias. As imagens também permitem que se implementem técnicas de posicionamento relativo, posicionamento absoluto, detecção e estimativa de deslocamento, assim como detecção de obstáculo. Porém, requerem muito tempo de processamento da informação, podendo causar problemas com relação aos requisitos de tempo-real, além de apresentarem problemas em relação a luminosidade do meio onde o veículo se encontra;
- Infravermelho, utilizado para reconhecimento de objetos através da medição da distância entre o sensor e um obstáculo posicionado em frente a ele, pela estimativa da distância, calculada em função do retorno da reflexão da luz na superfície. Possui uma faixa de trabalho entre $0,01m$ e $0,2m$;
- Ultra-Som, estima a distância entre o sensor e os obstáculos ao seu redor, através da reflexão sonora. É um sensor mais sensível a perturbações, obtendo medidas

aproximadas a média distância. Possui um alcance entre $0,2m$ e $10m$ aproximadamente;

- Scanner a Laser realiza uma varredura do ambiente e retorna o contorno de possíveis obstáculos presentes no meio, trabalhando na faixa entre $\sim 1m$ e $\sim 100m$;
- Radar, reconhece objetos localizados a longas distâncias, sendo assim, utilizado para antecipar ao sistema a existência de obstáculos a serem detalhados posteriormente pelos outros sensores, realizando medições até distâncias de $\sim 300m$;

2.4 Seguimento de Trajetórias

Nos AGV's, ou também chamados de robôs móveis dotados de rodas, uma grande parcela de trabalhos é dedicada ao desenvolvimento de estratégias de controle para seguimento de trajetórias. O problema de seguimento de trajetórias baseia-se no projeto de técnicas de controle que visam posicionar o veículo sobre um caminho previamente determinado. Porém, o problema de controle está intimamente relacionado com a modelagem do veículo, necessária para o projeto da lei controle. As características do modelo cinemático de um robô móvel os define como sistemas não-holonômicos (BARRAQUAND e LATOMBE, 1989), isto é, existem restrições não integráveis no modelo (OLIVEIRA, 2001).

Os projetos de leis de controle para estes robôs tem sido desenvolvidos conforme três metodologias (CANUDAS DE WIT *et al.*, 1993):

- *Estabilização em um ponto*: Para um sistema linear invariante no tempo, se os autovalores instáveis são controláveis, um ponto de equilíbrio pode ser assintoticamente estabilizado por uma realimentação estática suave e invariante no tempo. Entretanto, para sistemas não-lineares e com restrições não holonômicas, isto não é possível. Assim, técnicas lineares antes utilizadas não podem mais ser consideradas. Neste caso, usualmente, leis de controle variantes no tempo ou não suaves são utilizadas a fim de transpor as restrições não holonômicas (KÜHNE, 2005);

- *Rastreamento de trajetória*: Devido às limitações impostas pelas restrições não holonômicas, foram desenvolvidos métodos de controle abandonando a idéia de estabilização em um ponto e procurando obter convergência para uma trajetória. Assim, este problema é realizado em duas etapas: primeiro uma trajetória é calculada *off-line* considerando tempo fixo e em seguida, uma lei de controle é projetada a fim de fazer com que o robô siga a trajetória calculada previamente (KÜHNE, 2005). Assume-se, aqui, que a velocidade tangencial é uma entrada de controle do modelo cinemático.
- *Seguimento de caminho*: Este caso é bastante semelhante ao caso acima, tendo como objetivo, também, que o veículo siga uma trajetória previamente calculada, porém, esta é definida de forma geométrica e, normalmente, a restrição em relação ao tempo não existe. Portanto, geralmente considera-se que a velocidade tangencial é mantida constante e a convergência é obtida apenas através da velocidade angular (KÜHNE, 2005).

Muitos trabalhos usam modelos cinemáticos em coordenadas cartesianas para completar estas tarefas, tendo como argumentos as baixas velocidades, baixas acelerações, condições de carregamento ligeiramente abaixo da qual os robôs operam e assumindo que não ocorre deslizamento das rodas; assim, os modelos cinemáticos são válidos. Entretanto, o modelo cinemático não pode prever com exatidão a posição e localização de um veículo autônomo quando as condições acima não são obedecidas. Sendo assim, quando os veículos são designados a ter performance em ambientes hostis e a realizar trajetos em velocidades mais elevadas, a modelagem dinâmica torna-se cada vez mais importante (BOYDEN e VELINSKY, 1994). Os modelos cinemáticos descrevem o robô em função da velocidade e orientação das rodas, enquanto os modelos dinâmicos descrevem o robô em função das forças generalizadas aplicadas pelos atuadores e forças externas (LAGES, 1998).

Portanto, o problema de controle de robôs móveis pode ser dividido em três linhas: o controle considerando apenas o modelo cinemático, o controle considerando apenas o modelo dinâmico e o controle utilizando tanto o modelo cinemático quanto o dinâmico (SOUSA JUNIOR e HEMERLY, 2003).

Trabalhos utilizando somente o modelo cinemático para controle do veículo são descritos em: NELSON (1989); YANG *et al.* (1998); NORMEY-RICO *et al.* (1998b); ESSEN e NIJMEIJER (2001); GU e HU (2002); KÜHNE (2005).

Em DENG e BRADY (1993); SARKAR *et al.* (1993); BOYDEN e VELINSKY (1994); NECSULESCU *et al.* (1996); WANG e XU (2000) é realizado o controle de robôs móveis para seguimento de trajetórias utilizando apenas a dinâmica destes, e a posição do veículo é obtida através da integração dos estados do modelo dinâmico.

Controladores da dinâmica e da cinemática são desenvolvidos em uma estrutura de controle cascata⁶ para o problema de seguimento de trajetória de robôs móveis em NELSON e COX (1988); KIM *et al.* (2001).

Os principais métodos para controle de posição e orientação de um robô móvel surgem do fato de que um sistema não-holonômico sem deriva não pode ser estabilizado em um ponto através de uma realimentação suave invariante no tempo (BROCKETT, 1982). Assim, usualmente, leis de controle variantes no tempo ou não suaves são utilizadas a fim de transpor as restrições de Brockett. Alguns métodos abandonam a idéia de estabilização em um ponto e procuram obter convergência para uma trajetória. Outros métodos mantêm a exigência de convergência para um ponto às custas de leis de controle mais complexas, como realimentação não suave (CANUDAS DE WIT *et al.*, 1993).

Utilizando-se uma lei de controle suave, é possível obter-se convergência para um ponto se esta lei de controle for variante no tempo. No entanto, leis de controle variantes no tempo geralmente produzem trajetórias demasiadamente oscilantes e apresentam baixas taxas de convergência. Por apresentar características oscilatórias, este tipo de lei de controle, em uma implementação real, pode se tornar não factível, dependendo das taxas de variação e das amplitudes das entradas de controle. Além de apresentar estas desvantagens, não existe um método sistemático para escolha dos parâmetros do

⁶Uma estrutura de controle cascata é um sistema com múltiplas malhas onde usa a saída do controlador primário para manipular o sinal de referência para o controlador secundário, como se fosse o elemento a ser controlado. O controle cascata requer que a dinâmica do processo da malha secundária seja no mínimo quatro vezes mais rápida que a dinâmica do processo da malha primária, tenha influência sobre a malha externa e que seja mensurável e controlável.

controlador ou de considerar as restrições nos estados ou nas entradas no momento do cálculo da lei de controle (KÜHNE, 2005).

Leis de controle não suaves podem ser contínuas por partes ou de modo deslizante. Este tipo de controle leva vantagem sobre o controle variante no tempo, pois pode superar as suas desvantagens, ou seja, baixa taxa de convergência e trajetórias de estado oscilatórias (CANUDAS DE WIT *et al.*, 1993). Apesar de resolver estes problemas, não é possível, com leis de controle descontínuas, incluir restrições nos estados ou nas entradas de controle (KÜHNE, 2005).

Em alguns casos, abordagens de controle não-linear são efetivas. Em KÜHNE *et al.* (2004a) é utilizada uma realimentação linearizante para a posição do robô, desconsiderando a orientação do mesmo e realizando o controle com uma lei linear proporcional.

Em KANAYAMA *et al.* (1990) é proposta uma lei de controle para robôs móveis com prova de estabilidade baseada no segundo método de *Lyapunov* e, através de linearização do modelo, é realizada a especificação dos ganhos de um controlador clássico PID (Proporcional-Integral-Derivativo). Para o caso de estabilidade global, JIANG e NIJMEIJER (1997) propõem um controlador que utiliza a técnica denominada *backstepping* (KHALIL, 1996). Já em YANG e KIM (1999) é proposto um controlador robusto baseado em modos deslizantes que considera o modelo dinâmico do robô.

Também são utilizadas leis de controle híbridas. Estas leis diferenciam-se das demais por combinarem leis de controle de tempo contínuo e leis de controle de tempo discreto. Na maioria das vezes ocorre chaveamento entre uma lei de controle não suave e uma lei de controle variante no tempo.

Neste trabalho, conforme mencionado anteriormente, é desenvolvido uma arquitetura de controle de veículos autônomos para seguimento de trajetórias, onde é realizado o controle da cinemática e da dinâmica destes através de algoritmos de CPBM linear. O CPBM gera, implicitamente, uma lei de controle não suave, respeitando as condições de Brockett, além de considerar restrições nos estados e nas entradas no momento do cálculo da lei de controle de forma direta.

Na próxima subseção são apresentados alguns sistemas de controle utilizados em automação veicular.

2.4.1 Controle Aplicado a Veículos Comerciais

Os sistemas de controle usados em automação veicular são resultados dos trabalhos desenvolvidos com veículos autônomos, porém, os automóveis comerciais não são completamente automatizados, apesar de que estas tecnologias vêm proporcionando maior segurança e confiabilidade aos veículos mais modernos. Sistemas eletrônicos de câmbio automático, sistemas de controle de tração (TCS), controle de frenagem (ABS), controle de estabilidade (ESP), direção assistida e controle de velocidade podem ser citados como sistemas de automação veicular. Estes sistemas possuem as seguintes características (LEDUR, 2003):

- *ABS - Anti-Blocking System*: Este sistema evita o bloqueio das rodas do veículo durante um processo de frenagem brusca, fazendo com que o motorista não perca o controle do veículo;
- *TCS - Torque Control System*: É um sistema que controla o torque enviado às rodas do veículo, por exemplo, evitando que as rodas deslizem sobre o solo e assim, não se perca a aderência com a pista;
- *ESP - Electronic Stability Program*: Utiliza uma central eletrônica que faz a análise constante dos sinais enviados pelos equipamentos instalados em diversas partes do automóvel, tendo como exemplo o sensor de deslocamento angular em relação ao eixo longitudinal do veículo, que verifica um princípio de derrapagem. Ao ser detectada a eminência de instabilidade, o programa reage acionando os freios das rodas traseiras ou dianteira, direitas ou esquerdas, de acordo com a situação. Se necessário, reduz o torque enviado às rodas de tração;
- *SBC - Sensotronic Brake Control*: Consiste de um sistema eletro-hidráulico de frenagem onde um controlador coleta tanto os dados de ativação do pedal dos freios, como os sinais de sensores de outros sistemas de assistência. Os resultados destes cálculos são comandos de frenagem que garantem desaceleração máxima e estabilidade de direção, pois o SBC calcula a força de frenagem de cada roda individualmente. Isto faz com que se reduza a distância de parada em torno de 3%;

- ABC - *Active Body Control*: É um sistema que opera como uma suspensão ativa mantendo constante a altura do assoalho do automóvel em relação ao solo.

2.5 Conclusões

Este capítulo apresentou o que é um veículo autônomo, bem como sua aplicabilidade. Foram definidas as etapas de um processo de automação veicular para navegação com o objetivo de esclarecer para o leitor o problema a ser tratado neste trabalho.

O problema de seguimento de trajetórias em robôs móveis foi brevemente discutido para mostrar a importância e as dificuldades associadas ao projeto de controle para resolvê-lo.

A metodologia de “Seguimento de caminho” apresentada é utilizada no Capítulo 5 para resolver o problema proposto através de estratégias de CPBM linear aplicados aos modelos dinâmico e cinemático de robôs móveis desenvolvidos no Capítulo 4. Estes métodos de controle são abordados no Capítulo 3 de forma a introduzir a metodologia utilizada por este tipo de algoritmos.

Capítulo 3

Controle Preditivo Baseado em Modelo

3.1 Introdução

Filosoficamente o CPBM reproduz o comportamento humano em muitas situações, dado que geralmente os humanos tomam ações que os conduzirão aos melhores resultados previstos sobre algum horizonte limite de acordo com algum critério. Para escolher esta ação usamos uma idéia, previamente conhecida, do sistema em questão e, assim, constantemente reavaliamos nossas decisões através de novas observações que vão sendo disponibilizadas (ROSSITER, 2003). Esta é a idéia base do CPBM, como será visto neste capítulo.

O CPBM tem-se desenvolvido consideravelmente nos últimos anos, tanto no meio acadêmico quanto na indústria. Esta é uma das técnicas de controle avançado mais aplicadas e provavelmente a que teve maior êxito em aplicações de controle de processos industriais. A razão para o seu êxito pode ser atribuído ao fato de que o CPBM é, talvez, o caminho mais geral para propor o problema de controle de processos no domínio do tempo. A formulação do controle preditivo baseado em modelo integra: controle ótimo, controle estocástico, controle de processos com tempo morto, controle multi-variável e referências futuras quando disponíveis. Além de incorporar estas técnicas, esta teoria de controle é vantajosa, pois as restrições nas saídas e nas ações de controle podem ser consideradas no projeto da lei de controle em tempo real e permite tratar a maioria dos processos não-lineares comumente encontrados na indústria (CAMACHO e BORDONS, 1998).

O CPBM não é uma estratégia de controle específica, mas é o nome dado a um amplo conjunto de métodos de controle que foram desenvolvidos considerando algumas idéias comuns. As características de uma lei de controle preditivo são basicamente:

- Para realizar o cálculo da predição do comportamento futuro das variáveis que descrevem a dinâmica de um processo, em um determinado horizonte finito, usa-se um modelo explícito do mesmo;
- O cálculo das ações de controle para todo o horizonte a partir da minimização de uma determinada função objetivo¹;
- Estratégia de horizonte deslizante, ou seja, para cada período de amostragem o horizonte é deslocado um passo para frente e as entradas de controle futuras são recalculadas, sendo aplicada unicamente a ação de controle daquele instante e desconsiderado o resto dos controles dentro do horizonte.

As diferenças entre os diversos algoritmos existentes devem-se basicamente à forma dos modelos usados para representar o processo e as perturbações, ao tipo da função objetivo a ser minimizada e, ao procedimento para manipular as restrições e o cálculo do controle. A escolha do modelo de predição é um dos fatores principais do CPBM; este deve representar o melhor possível o processo, ser completo o suficiente para capturar a dinâmica deste e permitir o cálculo das predições da saída (GARCÍA, 2005).

A lei de controle originada do CPBM é de fácil implementação e requer poucos cálculos, quando a dinâmica do processo não muda e não se consideram as restrições. Porém, no caso de controle adaptativo todos os cálculos tem de ser feitos a cada período amostral e, além disto, quando são consideradas restrições, a quantia de cálculos necessária torna-se muito elevada (CAMACHO e BORDONS, 1998).

3.2 Perspectiva Histórica

O CPBM apareceu nos anos setenta e desde então tem recebido cada vez mais atenção dentro do meio acadêmico e na indústria, onde diversas técnicas de controle preditivo

¹Função objetivo também é denominada função custo.

têm sido aplicadas com êxito (DORMIDO, 1987). A maioria dos resultados de aplicação prática de CPBM correspondem à família dos algoritmos que surgiram no ambiente industrial, como o “controle por matriz dinâmica” (*Dynamic Matrix Control*, DMC) (CUTLER e RAMAKER, 1988) e o “controle algorítmico baseado em modelo” (*Model Algorithm Control*, MAC) (RICHALET *et al.*, 1976). Estes algoritmos utilizam modelos do tipo resposta ao degrau e ao impulso, respectivamente, para prever o efeito das ações de controle futuras sobre as saídas e modelos bem simples para a descrição das perturbações.

Foi na indústria de processos químicos que o CPBM apresentou maior sucesso, devido à simplicidade do algoritmo e pelo uso de um modelo com resposta ao degrau ou ao impulso, o qual é muito intuitivo e requer um menor conhecimento *a priori* para sua identificação. Porém, inicialmente, questões mais teóricas como estabilidade e robustez foram ignoradas perante o sucesso prático do método. No final da década de oitenta, o grande interesse da indústria no CPBM incentivou a comunidade acadêmica a desenvolver trabalhos teóricos com a finalidade de fornecer provas de estabilidade, resultados de robustez e diferentes metodologias para a modelagem dos processos (CAMACHO e BORDONS, 1998).

Assim, outra família de algoritmos dentro da classe de CPBM surgiu no meio acadêmico, geralmente relacionados ao controle adaptativo, e que possuem uma série de características diferentes aos do primeiro grupo (DATTA e OCHOA, 1996). Neste segundo grupo, onde devem ser incluídos o “controle preditivo generalizado” (*Generalized Predictive Controller*, GPC) (CLARKE *et al.*, 1987), o “controle adaptativo de predição estendida” (*Extended Prediction Self Adaptive Control*, EPSAC) (KEYSER e CUAWENBERGHE, 1985), o “controle adaptativo de horizonte estendido” (*Extended Horizon Adaptive Control*, EHAC) (YDSTIE, 1984) e o “controle preditivo unificado” (*Unified Predictive Control*, UPC) (SOETERBOEK, 1992), a planta é representada por uma função de transferência e as perturbações são representadas por um modelo autor-regressivo integrado e de média móvel (normalmente denominado na literatura inglesa modelo ARIMA (GOODWIN e SIN, 1984)), enquanto as predições da saída do processo calculam-se usando preditores ótimos (NORMEY-RICO, 2003).

No que segue, primeiramente são analisadas as características gerais dos controla-

dores preditivos para depois, no Capítulo 5, analisar com maiores detalhes os controladores aplicados no veículo autônomo.

3.3 Elementos do CPBM

Todos os algoritmos de CPBM possuem os seguintes elementos em comum:

- O modelo de predição;
- A função objetivo;
- Um método para a obtenção da lei de controle;

sendo que as diferentes opções de modelo, função objetivo e método de cálculo do controle geram as diversas versões de controladores propostos na literatura (NORMEY-RICO, 2003).

3.3.1 O Modelo de Predição

O modelo de predição é provavelmente o elemento mais importante dentro do controlador, dado que ele deve ser capaz de representar adequadamente a dinâmica do processo, deve permitir o cálculo das predições da saída do processo, ser intuitivo e ao mesmo tempo permitir uma análise teórica do sistema.

O Modelo do Processo

As diferentes estratégias de CPBM utilizam diferentes formas para representar as relações entre entradas manipuladas, perturbações e saídas do processo. Em geral os modelos também incluem uma representação matemática das perturbações e do ruído, assim como dos erros de modelagem. Em geral o modelo é separado em duas partes: modelo do processo propriamente dito e modelo das perturbações; ambos necessários para o cálculo das predições.

Os modelos mais usados para representar o processo são:

- Resposta Impulsiva. É utilizado no MAC e em casos especiais no GPC e no EPSAC. A relação entrada saída vem dada por:

$$y(k) = \sum_{i=1}^{\infty} h_i u(k-i) ,$$

onde h_i são as amostras da saída do processo correspondente à aplicação de um impulso na entrada do mesmo. Em geral, como esta seqüência é infinita a resposta é truncada para os primeiros N valores, motivo pelo qual o modelo somente pode ser usado com plantas estáveis, onde $h_i \rightarrow 0$ quando $i \rightarrow \infty$:

$$y(k) = \sum_{i=1}^N h_i u(k-i) = H(z^{-1})u(k) , \quad (3.1)$$

onde $H(z^{-1}) = h_1 z^{-1} + h_2 z^{-2} + \dots + h_N z^{-N}$, e z^{-1} é o operador atraso unitário.

A predição da saída em $k+j$ calculada no instante k , $(\hat{y}(k+j|k))$, usando este modelo é calculada como:

$$\hat{y}(k+j|k) = \sum_{i=1}^N h_i u(k+j-i|t) = H(z^{-1})u(k+j|k) .$$

Este método é bastante utilizado na prática devido às vantagens que ele oferece, como: (a) é intuitivo; (b) não precisa de conhecimento *a priori* do processo e pode ser usado em plantas multivariáveis sem acrescentar complexidade e (c) descreve de maneira simples efeitos mais complexos da dinâmica do processo como atrasos e comportamentos de fase não mínima.

Por outro lado, apresenta alguns inconvenientes: (a) não pode ser usado com plantas instáveis e (b) necessita utilizar um grande número de parâmetros para descrever o modelo. Geralmente N pode ser 40 ou 50, valor que pode aumentar ainda mais se o processo tiver um atraso grande.

- Resposta ao degrau. É usado pelo DMC e suas variantes. É similar ao anterior, mas usa um degrau unitário como sinal de entrada. Para sistemas estáveis a resposta truncada é:

$$y(k) = y_0 + \sum_{i=1}^N g_i \Delta u(k-i) = y_0 + G(z^{-1})(1 - z^{-1})u(k) , \quad (3.2)$$

onde $\Delta u(k) = u(k) - u(k-1)$ e os g_i são as amostras da saída obtida ao aplicar o degrau. Considerando o sistema no ponto de operação y_0 a predição pode ser calculada como:

$$\hat{y}(k+j|k) = \sum_{i=1}^N g_i \Delta u(k+j-i|k) .$$

Como um impulso pode ser considerado como a diferença entre dois degraus com um atraso de um período de amostragem, assim, a relação entre este modelo e o de resposta impulsiva é dada por:

$$h_i = g_i - g_{i-1} \quad , \quad g_i = \sum_{p=1}^i h_p .$$

Resulta, assim, que este modelo tem as mesmas vantagens e inconvenientes que o anterior.

- Função de Transferência. Este modelo é usado no GPC, UPC, EPSAC, EHAC entre outros. Utiliza o conceito de função de transferência $G(z^{-1}) = \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})}$:

$$A(z^{-1})y(k) = B(z^{-1})u(k) ,$$

com

$$\begin{aligned} A(z^{-1}) &= 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \dots + a_{na} z^{-na} \\ B(z^{-1}) &= b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \dots + b_{nb} z^{-nb} \end{aligned} .$$

A predição é calculada como:

$$\hat{y}(k+j|k) = \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} u(k+j|k) .$$

Esta representação tem como principais vantagens que pode ser usada para plantas instáveis e que precisa, em geral, de poucos parâmetros para descrever o comportamento do sistema (o atraso, por exemplo, pode ser descrito apenas com um parâmetro). Já seu principal inconveniente é a necessidade de conhecer *a priori* a ordem dos polinômios A e B quando o modelo deve ser identificado a partir de dados experimentais.

- Espaço de estados. É usado no “controle preditivo funcional” (*Predictive Functional Control*, PFC) (RICHLET *et al.*, 1987) por exemplo, e tem a seguinte representação:

$$\begin{aligned} x(k) &= \mathbf{P}_x x(k-1) + \mathbf{H}_x u(k-1) \\ y(k) &= \mathbf{P} x(k) \end{aligned} ,$$

onde x é o estado e \mathbf{P}_x , \mathbf{H}_x e \mathbf{P} são matrizes de dimensões compatíveis. A predição é calculada como:

$$\hat{y}(k+j|k) = \mathbf{P} \hat{x}(k+j|k) = \mathbf{P} [\mathbf{P}_x^j x(k) + \sum_{i=1}^j \mathbf{P}_x^{i-1} \mathbf{H}_x u(k+j-i|k)] .$$

Sua principal vantagem é que pode ser usada diretamente para processos multivariáveis. A lei de controle é simplesmente a realimentação de uma combinação

linear dos estados, embora as vezes alguns estados escolhidos não tenham significado físico. Assim, muitas vezes é necessário o uso de observadores se os estados não são acessíveis, aumentando a complexidade de cálculo do controle.

- Outros modelos. Todos os modelos anteriormente descritos consideram somente o comportamento linear ou linearizado do processo, e por sua simplicidade são os mais utilizados. Porém, modelos não-lineares também podem ser usados para descrever a dinâmica do processo quando os modelos lineares não geram bons resultados. É importante salientar, entretanto, que a solução do problema nestes casos, apresenta alguns inconvenientes adicionais como: (a) a obtenção do modelo do processo e (b) a complexidade dos algoritmos de controle resultantes. Redes neurais (TAN e KEYSER, 1994) ou lógica nebulosa (SKRJANC e MATKO, 1994) podem ser usadas em algumas aplicações para determinar o modelo de predição.

O CPBM não-linear é um campo aberto para pesquisas, tanto na área de determinação de modelos, como nos procedimentos e algoritmos de otimização para o cálculo do controle.

Modelo das perturbações

A escolha de um modelo para as perturbações é tão importante quanto a do processo. O modelo mais utilizado para a descrição de perturbações determinísticas e estocásticas é o conhecido como modelo autoregressivo integrado de média móvel (Auto-Regressive and Integrated Moving Average (ARIMA)). Neste caso, as diferenças entre a saída do modelo e do processo são modeladas por:

$$n(k) = \frac{C(z^{-1})e(k)}{D(z^{-1})},$$

onde o polinômio $D(z^{-1})$ inclui um integrador $\Delta = 1 - z^{-1}$, $e(k)$ é um ruído branco de média zero. Os demais parâmetros dos polinômios C e D são usados para descrever as características estocásticas de n . Este modelo permite representar mudanças

aleatórias, *off-sets* e outros fenômenos normalmente encontrados nos meios industriais. Este modelo é usado diretamente no GPC, EPSAC, EHAC e UPC e, com algumas modificações, em outros controladores.

Alguns casos particulares importantes são: (a) o modelo usado em DMC,

$$n(k) = \frac{e(k)}{1 - z^{-1}} ,$$

onde a melhor predição para $\hat{n}(k + j|k)$ é $n(k)$, tendo em vista que $e(k)$ tem média zero; ou (b) o modelo usado no PFC,

$$n(k) = \frac{e(k)}{(1 - z^{-1})^2} ,$$

onde $\hat{n}(k + j|k) = n(k) + (n(k) - n(k - 1))k$.

Outras variações destes modelos e estudos sobre o efeito do modelo das perturbações no sistema de controle podem ser encontradas em (BERGH e MACGREGOR, 1987; PALMOR, 1982).

Resposta livre e forçada

Uma característica comum nos CPBM, é a utilização dos conceitos de resposta livre e forçada. A idéia é considerar a seqüência de controle composta por duas partes:

$$u(k) = u_f(k) + u_c(k) ;$$

- $u_f(k)$ correspondente aos valores passados da entrada e que são mantidos iguais aos valores da variável manipulada:

$$\begin{aligned} u_f(k - j) &= u(k - j) \text{ para } j = 1, 2, \dots \\ u_f(k + j) &= u(k - 1) \text{ para } j = 0, 1, 2, \dots \end{aligned} ;$$

- $u_c(k)$ é zero no passado e igual aos controles a serem aplicados no futuro:

$$\begin{aligned} u_c(k-j) &= 0 \text{ para } j = 1, 2, \dots \\ u_c(k+j) &= u(k+j) - u(k-1) \text{ para } j = 0, 1, 2, \dots \end{aligned}$$

Desta forma, a predição da saída do processo pode ser separada em duas partes: a resposta livre, $y_f(k)$, que corresponde à predição quando a entrada é igualada à $u_f(k)$, e a outra, à resposta forçada, $y_c(k)$, que corresponde às predições quando o controle é igual a $u_c(k)$. Esta idéia pode ser usada para uma implementação bastante simples e intuitiva dos algoritmos de CPBM.

3.3.2 Função Objetivo

Em geral, os diversos algoritmos de CPBM utilizam diferentes funções de custo para calcular a lei de controle, porém todos eles consideram como objetivo minimizar o erro entre a saída futura, y , e a referência desejada, y_{ref} , penalizando o esforço de controle Δu .

Assim, a expressão mais geral desta função objetivo é:

$$J = \sum_{j=N_1}^{N_2} \delta(j) [\hat{y}(k+j|k) - y_{ref}(k+j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_u} \lambda(j) [\Delta u(k+j-1)]^2. \quad (3.3)$$

Os elementos desta função são:

- Parâmetros: N_1 , N_2 , N_u , $\delta(j)$ e $\lambda(j)$. N_1 e N_2 são os horizontes de predição mínimo e máximo, N_u é o horizonte de controle. Os valores destes índices têm uma interpretação clara já que definem os instantes onde se deseja que a referência siga à saída e onde é importante limitar a ação de controle. Assim, se, por exemplo, N_1 é grande implica que não é importante o erro cometido nos primeiros $N_1 - 1$ instantes e a resposta obtida tenderá a ser suave. No caso particular de sistemas com um atraso de valor d é lógico escolher $N_1 > d$, já que não haverá

resposta do sistema à entrada $u(k)$ até o tempo $k = d$. Variando N_u é possível penalizar durante mais ou menos tempo a ação de controle. Os coeficientes $\delta(j)$ e $\lambda(j)$ são as seqüências de ponderação do erro e do esforço de controle e geralmente são escolhidas constantes ou exponenciais ao longo do horizonte. Por exemplo, uma função do tipo:

$$\delta(j) = \alpha^{N_2-j} ,$$

permite variar a penalização do erro em diferentes partes do horizonte. Assim, por exemplo, para gerar respostas mais suaves escolhe-se um de valor α entre 0 e 1 de forma tal que sejam mais penalizados os últimos valores do erro dentro do horizonte.

- Trajetória de referência: Uma das vantagens do CPBM é a possibilidade de utilizar o conhecimento dos valores futuros da referência, quando disponíveis, para o cálculo do sinal de controle, o que permite, por exemplo, que o sistema atinja mais rapidamente o novo valor desejado. Esta característica torna-se interessante em algumas aplicações como em robótica móvel e manipuladora, em servoacionamentos e em processos do tipo batelada, onde as referências futuras são conhecidas *a priori*.

Os valores de $y_{ref}(k+j)$ utilizados na função objetivo não são necessariamente coincidentes com a referência real do sistema. Normalmente, nas aplicações práticas, utilizam-se estratégias para suavizar as mudanças de referência, de forma similar aos filtros utilizados nas estruturas clássicas de controle com dois graus de liberdade. Uma forma típica para esta lei é:

$$\begin{aligned} y_{ref}(k) &= r(t) \\ y_{ref}(k+j) &= \alpha y_{ref}(k+j-1) + (1-\alpha)r(k+j) \quad j = 1 \dots N , \end{aligned} \tag{3.4}$$

onde α é um parâmetro entre 0 e 1. Esta lei representa um filtro passa baixa de

primeira ordem que pode ser ajustado para suavizar mais, α próximo de um, ou menos, α próximo de zero, a forma da resposta. Estas idéias são usadas no GPC e no EPSAC para especificar o comportamento desejado para a malha fechada CLARKE e MOTHADI (1989).

- Restrições: Na prática, todos os processos estão sujeitos a restrições tanto nas variáveis de saída como de entrada. Exemplos disto são: os limites máximos e mínimos impostos aos atuadores (ex.: válvulas), a máxima velocidade de variação de um acionamento (ex.: servo-acionamentos), os valores limites que podem ser atingidos pelas saídas de um sistema devido a questões de segurança, etc. Além disso, existem restrições do tipo econômico para o funcionamento do sistema que em geral levam a escolher pontos de operação muito próximos destes limites. Assim, se o controle é corretamente calculado para trabalhar muito próximo daquele ótimo, a qualidade e a relação custo-benefício do processo produtivo são otimizadas (CAMACHO e BORDONS, 1998). Por estes motivos a inclusão das restrições na função objetivo que se deseja minimizar é importante. Neste sentido todos os algoritmos de CPBM permitem incluí-las no momento da obtenção do mínimo de J considerando um conjunto de equações do tipo:

$$\begin{aligned} u_{min} &\leq u(k) \leq u_{max} & \forall k \\ du_{min} &\leq u(k) - u(k-1) \leq du_{max} & \forall k \\ y_{min} &\leq y(k) \leq y_{max} & \forall k \end{aligned} .$$

Deve ser mencionado aqui que, nestes casos, a solução do mínimo de J não pode ser obtida analiticamente e requer uma carga de cálculo bem maior que no caso sem restrições. Apesar da complexidade de cálculo, a capacidade do CPBM de levar em consideração as restrições é o principal motivo do seu sucesso nas aplicações industriais.

O tratamento do CPBM com restrições apresenta diversas dificuldades, tanto teóricas como de implementação. A formulação do problema consiste no correto equacionamento das restrições e num tratamento posterior que é conhecido como “estudo de factibilidade e gestão de restrições”. Este tratamento permite o correto funcionamento

do algoritmo de otimização, liberando ou suavizando, quando possível, as restrições. Por outro lado, do ponto de vista da implementação do algoritmo de otimização, as pesquisas estão orientadas à melhoria da eficiência e à minimização dos tempos de cálculo. Já os problemas de estabilidade destes sistemas de controle somente têm sido resolvidos parcialmente e, assim, numerosas pesquisas vêm sendo realizadas nesta direção nos últimos anos (CAMACHO e BORDONS, 1998).

3.3.3 Obtenção da Lei de Controle

Em todos os algoritmos de CPBM o objetivo é calcular $u(k + j|k)$ para minimizar J . Para isso é necessário calcular as previsões $\hat{y}(k + j|k)$ como função do controle futuro e, a partir do método utilizado por cada algoritmo, substituir na função J . No caso de utilizar um modelo linear e sem restrições é possível obter uma solução analítica do mínimo de J . Em outro caso a solução é obtida de forma iterativa por algum método de otimização.

Independente do método utilizado a solução é, em geral, complexa devido ao número de variáveis envolvidas, principalmente quando os horizontes são grandes. Para reduzir os graus de liberdade deste problema alguns algoritmos propõem estruturar a lei de controle. Isto pode ser feito como no DMC, GPC, EPSAC e EHAC, ajustando o horizonte de controle, N_u , o que implica em zerar as variações do controle após um certo valor no horizonte $N_u < N_2$:

$$\Delta u(t + j - 1) = 0 \quad j > N_u .$$

Outra forma de estruturar o controle, que é usada no PFC, consiste em calcular o controle como uma combinação de funções pré-estabelecidas:

$$u(k + j) = \sum_{i=1}^n \mu_i(k) B_i(j) , \quad (3.5)$$

onde os B_i escolhem-se de acordo com o tipo de processo e de referência.

Neste ponto também existe um grande campo para pesquisas em CPBM, já que os problemas de otimização associados ao cálculo do controle ótimo não tem sido resolvidos de forma geral (NORMEY-RICO, 2003).

3.4 Controle Preditivo de Veículo Autônomos

O controle de veículos autônomos utilizando CPBM não é muito freqüentemente encontrado na literatura. A seguir são citados alguns destes trabalhos.

Em OLLERO e AMIDI (1991) o GPC é aplicado ao problema de seguimento de caminho do veículo CMU NavLab, uma van comercial. O controle é realizado através da velocidade angular do veículo, considerando que a velocidade tangencial permanece constante. Como o modelo utilizado é linear e em coordenadas locais, trajetórias de aproximação do veículo à referência tornam-se necessárias para evitar variações muito altas da orientação do veículo. A função custo envolve o erro de posição e orientação em coordenadas locais e incrementos do controle e restrições são consideradas.

Em GÓMEZ-ORTEGA e CAMACHO (1996), algoritmos genéticos são utilizados para a otimização não-linear, a fim de diminuir o esforço computacional e tornando possível assim a aplicação em tempo real. O problema de seguimento de trajetória é solucionado para um robô móvel, com modelo não-linear e acionamento diferencial. Na função foi incluído um termo que penaliza a proximidade entre o veículo e obstáculos fixos no meio. Portanto, um caminho é previamente definido, considerando apenas obstáculos conhecidos. O problema de seguimento de trajetória é resolvido, porém, agora, com obstáculos não planejados presentes no meio. O algoritmo foi aplicado ao robô LABMATE.

Em YANG *et al.* (1998) um controle preditivo inteligente é apresentado, onde um modelo cinemático em redes neurais é utilizado para a predição das saídas, e as entradas de controle são as velocidades tangencial e angular. O veículo autônomo considera seu modelo similar a de um automóvel, com duas rodas traseiras para tração e duas frontais para direção. A função custo envolve o erro entre a localização atual e a de referência do veículo e o esforço de controle. O veículo utilizado é o robô do tipo automóvel THMR-III.

Em NORMEY-RICO *et al.* (1998b) comentam-se algumas vantagens da utilização do CPBM para o problema de seguimento de trajetória de robôs móveis, como por exemplo: a trajetória é previamente conhecida; o caminho percorrido é suave; há um aumento na autonomia do robô, já que o esforço de controle é minimizado. Foi utilizado o algoritmo GPC com a predição das saídas realizada pela estrutura do *Preditor de Smith*, SP, sem considerar restrições para o seguimento do caminho. Foi utilizado um modelo em coordenadas locais do robô e a velocidade tangencial foi considerada constante. Utilizou-se a trajetória de aproximação *Pure-Pursuit*, com intuito de evitar grandes variações da orientação do veículo. O algoritmo foi aplicado também ao robô, com acionamento diferencial, LABMATE.

Em KÜHNE (2005) desenvolveu-se um algoritmo não-linear de CPBM em espaço de estados utilizando coordenadas polares aplicado a um robô móvel com acionamento diferencial para estabilização em um ponto e rastreamento de trajetória. Seu método é comparado com leis de controle variantes no tempo e descontínuas, mostrando a eficiência do CPBM. É realizado também o controle preditivo linear no espaço de estados utilizando o modelo cinemático do erro, o qual é obtido através de linearizações sucessivas ao longo do horizonte de predição. Isto é devido ao alto custo computacional que o CPBM não-linear apresenta. Os algoritmos desenvolvidos foram aplicados no robô TWIL, com duas rodas ativas e uma passiva, configurando um robô com acionamento diferencial.

Em alguns trabalhos citados acima, são utilizados o modelo cinemático do veículo em coordenadas locais e o modelo cinemático do erro, permitindo o uso de algoritmos de otimização convexa e diminuindo drasticamente o custo computacional necessário (NORMEY-RICO *et al.*, 1998b; KÜHNE, 2005). Entretanto, quando utilizado o modelo em coordenadas locais, se faz necessário o uso de trajetórias de aproximação, pois este é válido somente para pequenas variações do incremento da orientação do veículo. E quando utilizado o modelo cinemático do erro, linearizações sucessivas são realizadas a cada amostra até um horizonte finito.

Em GÓMEZ-ORTEGA e CAMACHO (1996); NORMEY-RICO *et al.* (1998b); KÜHNE (2005) a dinâmica dos veículos é desprezada, pois a velocidade com que estes executam os trajetos é considerada pequena e a massa dos robôs móveis não influencia

o objetivo de seguimento da trajetória. Porém, como citado anteriormente, quando se deseja obter desempenho em velocidades elevadas e existem forças externas ao veículo o modelo dinâmico deve ser incorporado ao sistema.

3.5 Conclusões

Neste capítulo apresentou-se o controle preditivo baseado em modelo, onde foram descritas as principais características e qualidades que este tipo de métodos de controle oferece. A evolução histórica do CPBM foi discutida a fim de orientar o leitor de forma cronológica em relação ao conjunto de métodos existentes. Os elementos do CPBM foram descritos aqui com o objetivo de introduzir a metodologia usada nas diferentes estratégias deste algoritmo de controle.

Trabalhos que utilizam CPBM aplicado a robôs móveis foram discutidos de forma breve, com o intuito de mostrar a importância que é dada a este tipo de algoritmos e aplicabilidade deste em veículos autônomos.

As propriedades dos algoritmos de CPBM o colocam como um formato interessante para o controle de veículos autônomos. Para sua utilização é fundamental o desenvolvimento de um modelo do processo. Isto é tratado no próximo capítulo.

Capítulo 4

Modelagem e Estudo do Veículo Mini-Baja

4.1 Introdução

A modelagem do veículo é realizada em duas etapas. Inicialmente, são considerados somente os aspectos cinemáticos e, em seguida, a dinâmica do sistema (forças de atrito, forças de tração, momentos de inércia, massa, etc.) é tratada. Porém, ambos os modelos, cinemático e dinâmico, são manipulados para obter modelos linearizados. Trabalhos prévios de CPBM aplicado ao seguimento de trajetórias de robôs móveis têm mostrado que o custo computacional associado ao algoritmo de CPBM não-linear o tornam inviável para utilização em sistemas embarcados em tempo-real (KÜHNE, 2005). Assim, neste trabalho optou-se pelo uso do CPBM linear, para o que é necessário o desenvolvimento do modelo linearizado do robô móvel.

Para que se possa utilizar um controlador linear para seguimento de trajetória o modelo cinemático é analisado sobre dois aspectos. Primeiramente, é utilizado o modelo cinemático do erro, onde considera-se a existência de um robô de referência *virtual* sobre a trajetória a ser seguida, descrito pelo mesmo modelo cinemático do veículo. Para isso, considera-se que a trajetória de referência é definida *off-line* e é variante no tempo. O objetivo em usar essa estratégia, para entradas de referência não-nulas, é calcular uma lei de controle linear que faça que o erro entre o robô e a referência seja nulo (NELSON e COX, 1988; KÜHNE, 2005). A segunda abordagem considera o modelo cinemático em coordenadas locais e assume que os incrementos dos ângulos de orientação do veículo e de direção da roda dianteira são pequenos a

cada amostra e, a partir dessas suposições, chega-se ao modelo cinemático linearizado para o veículo. Como este é válido somente para pequenas variações desses ângulos, se o veículo não estiver posicionado sobre a trajetória de referência, as mesmas serão muito altas para alcançar o caminho desejado, portanto, para contornar esses valores, é gerada uma rota de aproximação, assim, o veículo estará sempre localizado sobre a trajetória de referência (NORMEY-RICO *et al.*, 1998b).

A análise da dinâmica do veículo é realizada quando a massa do veículo, a carga conduzida por este e a potência necessária para movê-lo são consideradas (DENG e BRADY, 1993; SCHAMMASS *et al.*, 1998). Em muitas aplicações é necessário o controle da dinâmica do sistema para assegurar que o veículo siga a trajetória especificada e que tenha boa performance em altas velocidades (DENG e BRADY, 1993; BOYDEN e VELINSKY, 1994). A modelagem dinâmica do robô móvel do tipo automóvel é obtida através das Leis de Newton considerando que o veículo se movimenta no plano. Para o objetivo de controle o modelo é dividido em duas partes, tendo em vista que a dinâmica de velocidade é mais lenta que a de navegação do veículo, permitindo assim o uso de uma estrutura cascata para o controle da dinâmica.

Nas seções subseqüentes é discutida a modelagem cinemática do veículo, bem como suas derivações. Para explicar o uso do modelo cinemático em coordenadas locais é feita uma abordagem sobre transformação de coordenadas e, em seguida, é tratada a geração de trajetórias de aproximação. Por fim, é apresentado o modelo dinâmico não-linear de um automóvel, enfatizando no veículo Mini-Baja.

4.2 Cinemática de Robôs Móveis do Tipo Automóvel

A Figura 4.1 representa um robô móvel do tipo automóvel constituído de um corpo rígido e com rodas dianteiras e traseiras não deformáveis, sendo as traseiras alinhadas com o veículo, enquanto que as dianteiras podem girar sobre o eixo vertical centrado em cada roda, ou seja, são guiáveis. Para simplificar os cálculos, os pares de rodas dianteiras e traseiras são consideradas representadas por apenas uma roda na frente e outra atrás na metade de cada eixo mecânico (MURRAY e SASTRY, 1993). Assim,

assume-se que não ocorre escorregamento e, portanto, a velocidade do veículo no centro das duas rodas de cada eixo mecânico é sempre tangente à orientação do mesmo (BARRAQUAND e LATOMBE, 1989) e, além disso, tendo que as rodas dianteiras e traseiras possuam mesma dimensão, pode-se considerar que o módulo da velocidade em ambas é igual. Com isso, as restrições do sistema permitem que as rodas rolem e girem, mas não deslizem.

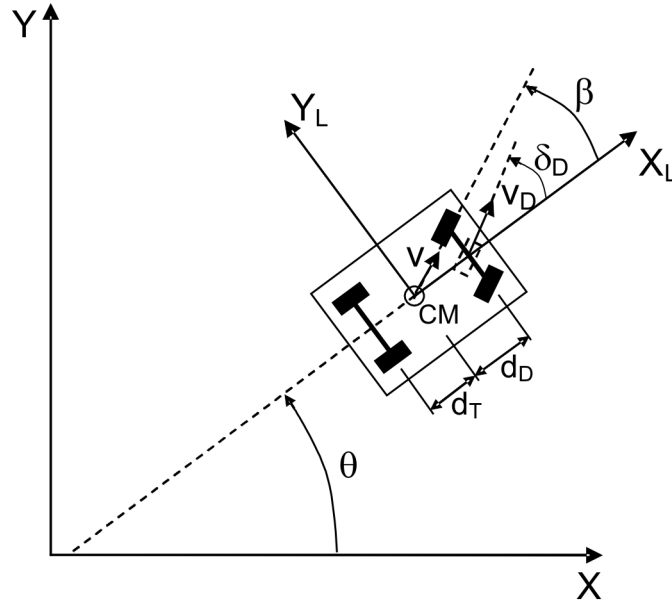


Figura 4.1: Configuração do veículo Mini-Baja.

A partir da Figura 4.1, o ponto de guiamento, ou seja, o ponto sobre o veículo que é designado a seguir a trajetória de referência (NELSON, 1989), é definido no centro das rodas dianteiras e o centro de rotação está localizado no centro de massa (CM). O modelo cinemático de um veículo com translação bi-dimensional e rotação no plano é descrito pela expressão (4.1) (BARRAQUAND e LATOMBE, 1989; NELSON, 1989; MURRAY e SASTRY, 1993; NECSULESCU *et al.*, 1996; SCHAMMASS *et al.*, 1998):

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = v_D(t) \cdot \cos(\theta(t) + \delta_D(t)) \\ \dot{y}(t) = v_D(t) \cdot \sin(\theta(t) + \delta_D(t)) \\ \dot{\theta}(t) = \frac{v_D(t)}{d_D} \cdot \sin \delta_D(t) \end{cases}, \quad (4.1)$$

onde:

- $v_D(t)$: velocidade tangencial do veículo no ponto central entre as rodas dianteiras;
- d_D : distância entre o eixo dianteiro e o centro de massa do veículo;
- $\theta(t)$: posição angular do veículo em relação ao sistema de coordenadas globais;
- $\delta_D(t)$: ângulo da roda dianteira em relação ao eixo x_L fixo ao veículo;
- $(x(t), y(t))$: coordenadas cartesianas globais do veículo.

O modelo descrito pela expressão (4.1) pode ser escrito de forma simplificada:

$$\dot{x}(t) = f(x(t), u(t), t) . \quad (4.2)$$

Como o objetivo é obter modelos cinemáticos linearizados, a seguir são apresentados dois métodos para manipular o sistema descrito pela expressão (4.1).

4.2.1 Modelo Cinemático do Erro

Nesta abordagem do modelo cinemático, o objetivo é fazer com que o veículo siga uma trajetória de referência previamente determinada com erro nulo. Porém, como o ponto para onde este deve convergir varia com o tempo, se considera um robô de referência *virtual* sobre o caminho a ser seguido com o mesmo modelo cinemático do veículo a ser controlado (ESSEN e NIJMEIJER, 2001; SUN, 2005; KÜHNE, 2005):

$$\begin{cases} \dot{x}_{ref}(t) = v_{Dref}(t) \cdot \cos(\theta_{ref}(t) + \delta_{Dref}(t)) \\ \dot{y}_{ref}(t) = v_{Dref}(t) \cdot \sin(\theta_{ref}(t) + \delta_{Dref}(t)) \\ \dot{\theta}_{ref}(t) = \frac{v_{Dref}(t)}{d_D} \cdot \sin\delta_{Dref}(t) \end{cases} , \quad (4.3)$$

ou, em uma forma mais compacta:

$$\dot{x}_{ref}(t) = f(x_{ref}(t), u_{ref}(t), t) , \quad (4.4)$$

onde $x_{ref}(t) = [x_{ref}(t) \ y_{ref}(t) \ \theta_{ref}(t)]'$ e $u_{ref}(t) = [v_{Dref}(t) \ \delta_{Dref}(t)]'$ são os estados e as entradas de controle de referência, respectivamente.

O modelo linearizado pode ser obtido através de um modelo do erro entre o robô (4.2) e o robô de referência (4.4). Para isso, expande-se o termo direito da expressão (4.2) através de Séries de Taylor em torno de um ponto de operação da trajetória de referência e desconsideram-se termos de ordem superior. Assim, tem-se:

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) = & f(x_{ref}(t), u_{ref}(t), t) + \left. \frac{\partial f(x(t), u(t), t)}{\partial x(t)} \right|_{\substack{x=x_{ref} \\ u=u_{ref}}} \cdot (x(t) - x_{ref}(t)) \\ & + \left. \frac{\partial f(x(t), u(t), t)}{\partial u(t)} \right|_{\substack{x=x_{ref} \\ u=u_{ref}}} \cdot (u(t) - u_{ref}(t)) \end{aligned} \quad (4.5)$$

Subtraindo a expressão (4.4) da (4.5) obtém-se o modelo cinemático do erro para o robô proposto:

$$\dot{\tilde{x}}(t) = \left. \frac{\partial f(x(t), u(t), t)}{\partial x(t)} \right|_{\substack{x=x_{ref} \\ u=u_{ref}}} \cdot \tilde{x}(t) + \left. \frac{\partial f(x(t), u(t), t)}{\partial u(t)} \right|_{\substack{x=x_{ref} \\ u=u_{ref}}} \cdot \tilde{u}(t), \quad (4.6)$$

onde $\tilde{x}(t) = x(t) - x_{ref}(t)$ representa o erro com relação ao robô de referência, $\tilde{u}(t) = u(t) - u_{ref}(t)$ é a perturbação da entrada de controle. Assim, como:

$$\mathbf{A}(t) = \left. \frac{\partial f(x(t), u(t), t)}{\partial x(t)} \right|_{\substack{x=x_{ref} \\ u=u_{ref}}} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -v_{Dref}(t) \cdot \sin(\theta_{ref}(t) + \delta_{Dref}(t)) \\ 0 & 0 & v_{Dref}(t) \cdot \cos(\theta_{ref}(t) + \delta_{Dref}(t)) \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{B}(t) &= \left. \frac{\partial f(x(t), u(t), t)}{\partial u(t)} \right|_{\substack{x=x_{ref} \\ u=u_{ref}}} = \\ &= \begin{bmatrix} \cos(\theta_{ref}(t) + \delta_{Dref}(t)) & -v_{ref}(t) \cdot \sin(\theta_{ref}(t) + \delta_{Dref}(t)) \\ \sin(\theta_{ref}(t) + \delta_{Dref}(t)) & v_{Dref}(t) \cdot \cos(\theta_{ref}(t) + \delta_{Dref}(t)) \\ \frac{1}{d_D} \cdot \sin \delta_{Dref}(t) & \frac{v_{Dref}(t)}{d_D} \cdot \cos \delta_{Dref}(t) \end{bmatrix}, \end{aligned} \quad (4.8)$$

são os jacobianos de (4.2) com relação à $x(t)$ e $u(t)$, respectivamente, calculados em torno do ponto $(x_{ref}(t), u_{ref}(t), t)$ (KÜHNE *et al.*, 2004b). O modelo do erro dado por (4.6) pode ser escrito da seguinte forma:

$$\dot{\tilde{x}}(t) = \mathbf{A}(t) \cdot \tilde{x}(t) + \mathbf{B}(t) \cdot \tilde{u}(t) . \quad (4.9)$$

Através do método de discretização de Euler ($\dot{\tilde{x}}(t) = \frac{\tilde{x}(k+1) - \tilde{x}(k)}{T}$), tem-se o seguinte o modelo linear variante no tempo em tempo discreto (KÜHNE, 2005):

$$\tilde{x}(k+1) = \mathbf{A}(k) \cdot \tilde{x}(k) + \mathbf{B}(k) \cdot \tilde{u}(k) , \quad (4.10)$$

com

$$\mathbf{A}(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -v_{Dref}(k) \cdot T \cdot \text{sen}(\theta_{ref}(k) + \delta_{Dref}(k)) \\ 0 & 1 & v_{Dref}(k) \cdot T \cdot \text{cos}(\theta_{ref}(k) + \delta_{Dref}(k)) \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

$$\mathbf{B}(k) = \begin{bmatrix} T \cdot \text{cos}(\theta_{ref}(k) + \delta_{Dref}(k)) & -v_{Dref}(k) \cdot T \cdot \text{sen}(\theta_{ref}(k) + \delta_{Dref}(k)) \\ T \cdot \text{sen}(\theta_{ref}(k) + \delta_{Dref}(k)) & v_{Dref}(k) \cdot T \cdot \text{cos}(\theta_{ref}(k) + \delta_{Dref}(k)) \\ \frac{T}{d_D} \cdot \text{sen}\delta_{Dref}(k) & \frac{v_{Dref}(k) \cdot T}{d_D} \cdot \text{cos}\delta_{Dref}(k) \end{bmatrix} , \quad (4.12)$$

onde T é o período de amostragem e, como o sinal de controle é atualizado apenas nos instantes de tempo $t_k = kT$, com k sendo o passo amostral, denota-se de forma simplificada que $x(k) = x(kT)$ e $u(k) = u(kT)$.

A partir desta análise, o problema de seguimento de trajetória para um robô móvel pode ser entendido como: encontrar as entradas de controle, dentro de um intervalo de valores possíveis, de tal forma que permitam levar os estados do sistema (4.9) de uma condição inicial \tilde{x}_0 até a origem (SUN, 2005), isto é:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \tilde{x} = 0 .$$

4.2.2 Modelo Cinemático em Coordenadas Locais

Nesta seção é apresentado o modelo cinemático em coordenadas locais para um robô móvel com a configuração apresentada na Figura 4.1. Considerando que o sistema de coordenadas (x_L, y_L) é fixo e localizado no centro de massa do robô e que o eixo x_L é paralelo ao comprimento do robô, obtém-se o modelo cinemático em coordenadas locais:

$$\begin{cases} \dot{x}_L(t) = v_D(t) \cdot \cos \delta_D(t) \\ \dot{y}_L(t) = v_D(t) \cdot \sin \delta_D(t) \\ \dot{\theta}(t) = \frac{v_D(t)}{d_D} \cdot \sin \delta_D(t) \end{cases} , \quad (4.13)$$

onde a orientação do veículo $\theta(t)$ está no sistema de coordenadas globais (x, y) .

O modelo em coordenadas globais descrito pela expressão (4.1) pode ser obtido através da expressão (4.13) como segue:

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= \dot{x}_L(t) \cdot \cos \theta(t) - \dot{y}_L(t) \cdot \sin (\pi/2 - \theta(t)) \\ \dot{y}(t) &= \dot{x}_L(t) \cdot \sin \theta(t) + \dot{y}_L(t) \cdot \cos (\pi/2 - \theta(t)) \\ \dot{x}(t) &= v_D(t) \cdot \cos (\theta(t) + \delta_D(t)) \\ \dot{y}(t) &= v_D(t) \cdot \sin (\theta(t) + \delta_D(t)) . \end{aligned}$$

O modelo cinemático linearizado é obtido assumindo o modelo em coordenadas locais, dado pela expressão (4.13), e que os incrementos dos ângulos de orientação do veículo, $\theta(t)$, e de direção da roda dianteira, $\delta_D(t)$, são pequenos a cada amostra (NORMEY-RICO *et al.*, 1998a). Assim, expandindo através de Séries de Taylor $\cos \delta_D(t)$ e $\sin \delta_D(t)$, e truncando as mesmas no primeiro termo, tem-se $\cos \delta_D(t) \simeq 1$ e

$\sin\delta_D(t) \simeq \delta_D(t)$. Portanto, o modelo cinemático em coordenadas locais linearizado é dado por:

$$\begin{cases} \dot{x}_L(t) = v_D(t) \\ \dot{y}_L(t) = v_D(t) \cdot \delta_D(t) \\ \dot{\theta}(t) = \frac{v_D(t)}{d_D} \cdot \delta_D(t) \end{cases} \quad (4.14)$$

Utilizando, novamente, o método de Euler para obter o modelo discretizado para o sistema (4.14), tem-se:

$$\begin{cases} x_L(k+1) = x_L(k) + v_D(k) \cdot T \\ y_L(k+1) = y_L(k) + v_D(k) \cdot T \cdot \delta_D(k) \\ \theta(k+1) = \theta(k) + \frac{v_D(k) \cdot T}{d_D} \cdot \delta_D(k) \end{cases} \quad (4.15)$$

No entanto, o modelo linearizado em coordenadas locais é válido somente para pequenos valores de incrementos de $\delta_D(k)$ ($\Delta\delta_D(k)$ ¹), assim, se o veículo não estiver posicionado sobre o caminho de referência os incrementos que são necessários para levá-lo à trajetória desejada poderão ser muito grandes invalidando a aproximação. Conseqüentemente, para contornar altos valores de $\Delta\delta_D(k)$, é necessário gerar uma rota de aproximação, fazendo com que o veículo esteja sempre sobre o caminho de referência (NORMEY-RICO *et al.*, 1998b), de forma que a movimentação se produza com pequenos valores de $\Delta\delta_D(k)$.

Para poder calcular a lei de controle baseada no modelo local é necessário transformar o caminho de referência para as coordenadas locais. Assim, na subseção seguinte são apresentadas as expressões utilizadas para transformar um ponto tanto do sistema de coordenadas globais para o sistema fixo ao veículo quanto o caminho contrário.

¹Operador diferença Δ , $\Delta = 1 - z^{-1}$.

4.2.3 Transformação de Coordenadas

Como a trajetória de referência é pré-determinada no sistema de coordenadas globais, faz-se necessário a transformação desta para o sistema fixo ao robô, que define-se, conforme Apêndice B, o sistema fixo ao robô como o sistema base. Assim, a cada passo que se recebe a trajetória de referência futura, esta é transformada para o sistema de coordenadas do robô na posição atual, como é apresentado na Figura 4.2, onde $\alpha = (\phi - \theta(k))$, $d = \sqrt{(x_{ref}(k+j) - x(k))^2 + (y_{ref}(k+j) - y(k))^2}$ e, j é o índice que define o número de amostras à frente do passo k .

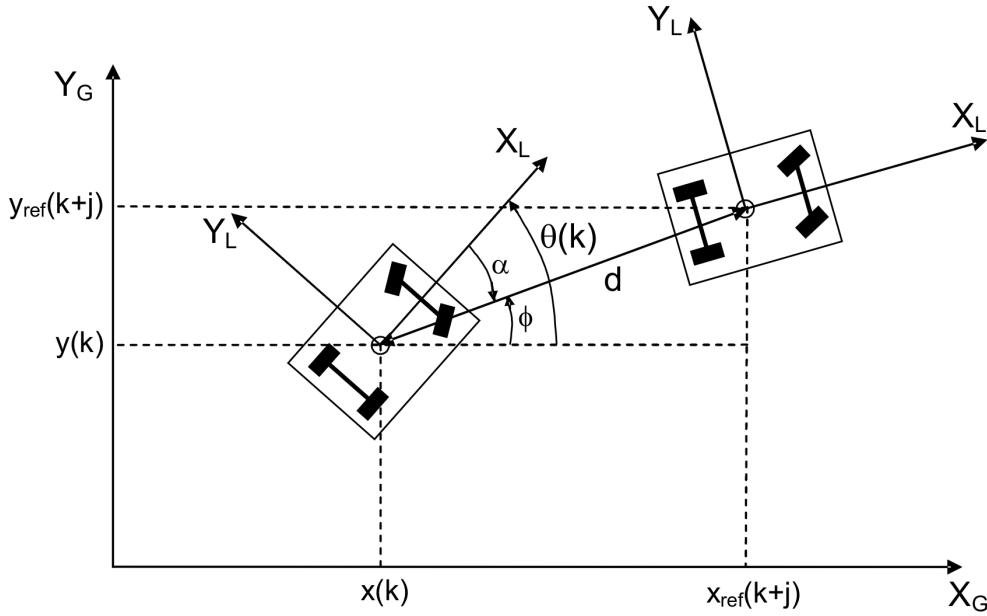


Figura 4.2: Transformação de coordenadas.

Assim, o ângulo ϕ é obtido por:

$$\phi = \arctg \left(\frac{y_{ref}(k+j) - y(k)}{x_{ref}(k+j) - x(k)} \right), \quad (4.16)$$

e as coordenadas locais do ponto $(x_{ref}(k+j), y_{ref}(k+j))$ em relação à posição atual do robô são:

$$\begin{aligned} x_{Lref}(k+j) &= d \cdot \cos(\phi - \theta(k)) \\ y_{Lref}(k+j) &= d \cdot \sin(\phi - \theta(k)) \end{aligned} \quad (4.17)$$

Para realizar a transformação de coordenadas locais para globais faz-se:

$$\alpha = \arctg\left(\frac{y_L(k+j)}{x_L(k+j)}\right) \quad (4.18)$$

$$d = \sqrt{x_L(k+j)^2 + y_L(k+j)^2} \quad (4.19)$$

$$\begin{aligned} x(k+j) &= d \cdot \cos(\theta(k) - \alpha) + x(k) \\ y(k+j) &= d \cdot \sin(\theta(k) - \alpha) + y(k) \end{aligned} \quad (4.20)$$

Tais transformações são utilizadas tanto para gerar a trajetória de aproximação, quanto para colocá-la no sistema de trabalho.

4.3 Trajetória de Aproximação

Vários métodos de seguimento de trajetória são baseados em encontrar o erro entre a posição atual do veículo (robô) e a desejada sobre uma trajetória de referência. Porém se o veículo não está sobre a referência, é necessário aproximá-lo desta, para isso pode-se usar trajetórias de aproximação (NORMEY-RICO *et al.*, 1998b), cuja estratégia básica executa a cada ciclo os seguintes passos (AMIDI, 1990):

- escolhe-se um ponto qualquer à frente do veículo sobre a trajetória de referência como o ponto de destino;
- usa-se a informação deste ponto para definir o caminho a ser seguido.

Em AMIDI (1990) foram testados alguns algoritmos que geram trajetória de aproximação. Dentre eles estão o CTA (*Control Theory Approach*), o QPF (*Quintic Polynomial Fit*) e o *Pure-Pursuit*. O CTA apresenta raio de curvatura muito pequeno, que é

aproximadamente o menor raio de giro possível, devido a questões físicas, que o veículo pode realizar. O método, apesar de ser bastante simples, apresenta boa performance, porém, quando utilizado para superar pequenos erros de orientação resulta em pequenas oscilações no ângulo de direção da roda dianteira, as quais não são desejadas em altas velocidades. O QPF tem como finalidade evitar movimentos descontínuos do ângulo de direção da roda dianteira, porém, a complexidade e o difícil entendimento desta trajetória de aproximação a limitam. O *Pure-Pursuit* é um algoritmo de fácil implementação, pois considera somente a localização do veículo e do ponto de destino, e gera trajetórias de aproximação bastante estáveis e precisas (AMIDI, 1990).

Conforme resultados apresentados em diversas publicações citadas anteriormente, o algoritmo *Pure-Pursuit* foi escolhido para ser usado neste trabalho, como comentado no Capítulo 2, o qual foi originalmente desenvolvido como um método para calcular o arco necessário para colocar o veículo sobre a trajetória de referência (COULTER, 1992). Esta primeira aplicação do método foi realizada com o *Terragator*, um robô com seis rodas desenvolvido nos anos oitenta. *Pure-Pursuit* é um algoritmo de seguimento de trajetória que trabalha calculando a curvatura na qual o veículo se moverá a partir da sua posição atual até algum ponto de destino. Este se encontra sobre a trajetória de referência e está distante do veículo por uma distância denominada *lookahead* em AMIDI (1990), a qual pode ser fixa ou, alterada *on-line*. Esta é análoga à distância visualizada pelo motorista à frente do carro, por isso, ao seguir o caminho, arcos para diferentes pontos de destino, à medida que o veículo se move para frente, vão sendo ajustados repetitivamente. A Figura 4.3 exemplifica o método.

A escolha do *lookahead* deve considerar dois problemas: alcançar uma trajetória e, após isso, manter-se sobre ela. No primeiro problema, se o *lookahead* é muito longo o veículo tende a convergir para o caminho gradualmente e com menos oscilação. Assim, pode-se relacionar a resposta do *Pure-Pursuit* com a resposta ao degrau de um sistema dinâmico de segunda ordem e, o valor do *lookahead* como um fator de amortecimento. No segundo problema, um *lookahead* muito grande faz com que um caminho menos curvilíneo seja seguido. O algoritmo calcula uma curvatura para que o veículo possa dirigir um arco; porém, se o caminho entre o veículo e o ponto de destino é muito curvilíneo então existe um arco não singular que une os dois pontos que induzirá um

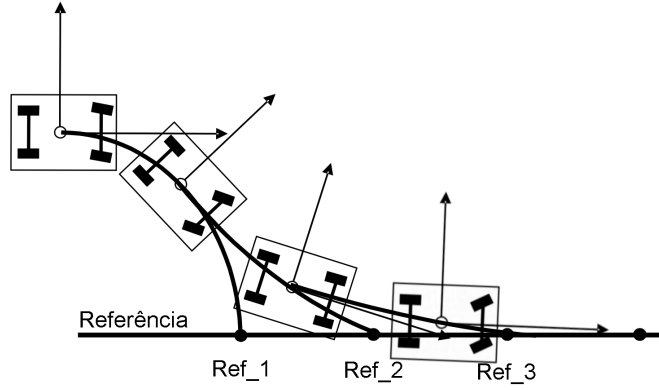


Figura 4.3: Seqüência de arcos do *Pure-Pursuit*.

erro de direcionamento do veículo (COULTER, 1992). Além desses problemas, o *look-ahead* deve ser escolhido considerando diferentes velocidades. Assim, uma maneira para encontrar esta distância pode ser experimental, com a finalidade de encontrar o relacionamento do *lookahead* com a velocidade (AMIDI, 1990). Neste trabalho é utilizado um método adaptativo para determinar esta distância, ou seja, em um período pré-definido é calculada a distância entre a posição atual do veículo e o ponto de destino sobre a trajetória de referência e, dependendo desta, o *lookahead* é recalculado.

O raio de curvatura é calculado considerando as coordenadas do veículo e da referência no sistema fixo ao robô, como é apresentado na Figura 4.4. O par $(x_{Lref}(k+j), y_{Lref}(k+j))$ são as coordenadas locais do ponto $(x_{ref}(k+j), y_{ref}(k+j))$ da trajetória de referência em relação à posição atual do veículo $(x(k), y(k))$, L é o *look-ahead* e r é o raio do arco a ser construído.

Assim, tem-se:

$$x_{Lref}(k+j)^2 + y_{Lref}(k+j)^2 = L^2$$

$$d = r - y_{Lref}(k+j)$$

$$(r - y_{Lref}(k+j))^2 + x_{Lref}(k+j)^2 = r^2$$

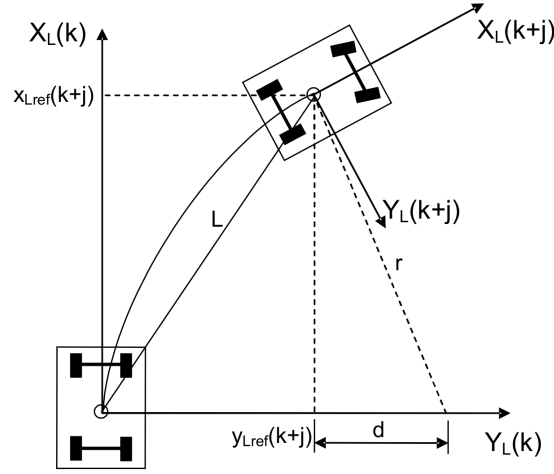


Figura 4.4: Geometria do Algoritmo.

$$r = \frac{L^2}{2y_{Lref}(k+j)}.$$

Com isso, para cada ponto da trajetória de referência distante pelo *lookahead* do veículo, um arco com raio r é calculado. Assim, o veículo se aproximará suavemente do caminho de destino sem que haja altos valores dos incrementos dos ângulos de orientação do veículo, causadas por mudanças na direção da roda dianteira.

O método apresenta algumas limitações, das quais duas estão relacionadas aos efeitos da dinâmica do veículo, já que a capacidade do veículo ou de seus atuadores não é modelada e assume que se tem uma resposta perfeita para as curvaturas exigidas. Estas limitações fazem com que o veículo saia de traseira e derrape quando ocorre uma mudança brusca na curvatura e este está em alta velocidade. Além disso, o veículo não se aproximará da trajetória tão rapidamente quanto desejado por causa do atraso na resposta da direção (COULTER, 1992).

4.4 Modelagem da Dinâmica do Robô Móvel do Tipo Automóvel

O modelo dinâmico do veículo é obtido analisando os movimentos de rotação em torno do eixo z e deslocamento no plano xy do sistema de coordenadas fixo ao veículo, como apresentado na Figura 4.5.



Figura 4.5: Veículo Autônomo Mini-Baja.

4.4.1 Considerações Iniciais

Um automóvel é um sistema composto de diversos subsistemas, como suspensão, transmissão, pneus, sendo assim influenciado por diversas forças. Como o objetivo do trabalho é controlar o veículo para seguimento de trajetórias, são feitas algumas considerações iniciais (LEDUR, 2003).

Inicialmente é considerado que o centro de massa (CM) do veículo encontra-se ao nível do solo, eliminando a influência de movimentos de rotação em torno dos eixos x e y apresentados na Figura 4.6. Com isso analisam-se apenas os movimentos de rotação em torno do eixo z e de deslocamento no plano xy .

Como já foi comentado supor-se-á que as rodas em cada um dos eixos mecânicos do veículo são agrupadas em apenas uma, como mostrado na Figura 4.7. Assim desprezam-se todos os tipos de movimentos oscilatórios ou rotatórios em torno do eixo x . O efeito



Figura 4.6: Rotação e deslocamento nos eixos xyz .

da suspensão do veículo também é desconsiderado na modelagem dinâmica, ou seja, sem o efeito massa-mola-amortecedor o veículo é considerado como um retângulo sobre o solo. Ao desprezar o efeito da suspensão do veículo elimina-se também a influência da variação de carga sobre os pneus, assim a massa do veículo é distribuída uniformemente ao longo do chassi.

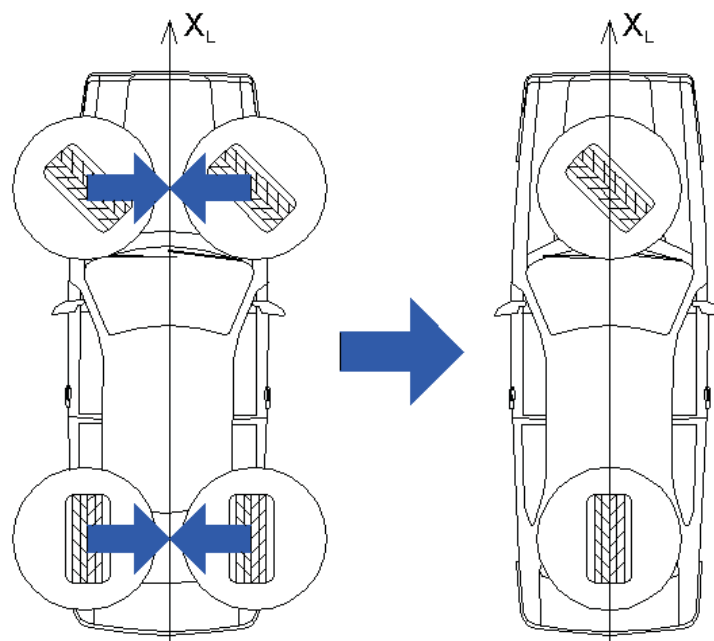


Figura 4.7: Agrupamentos das rodas.

No diagrama de forças do veículo é considerado que o mesmo possui tração nos eixos traseiro e dianteiro, para facilitar a adaptação de diversas formas de tração, caso o veículo não possua algum destes componentes basta anulá-los.

A partir do diagrama de forças representado na Figura 4.8 são obtidas as equações da dinâmica do veículo, considerando os vetores forças, bem como os ângulos e distâncias dos mesmos com relação ao sistema de coordenadas locais e ao centro de massa, respectivamente.

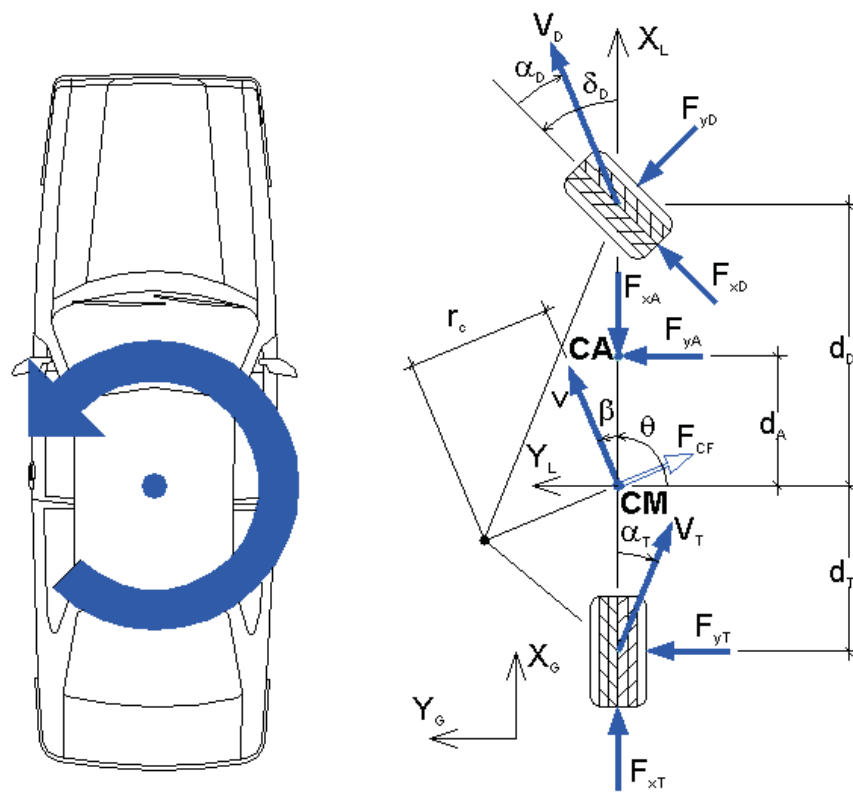


Figura 4.8: Diagrama de Forças do Automóvel.

Através do diagrama de forças, pode-se observar que as que atuam no sistema estão sendo aplicadas em quatro diferentes pontos, o centro de massa (CM), o centro de convergência aerodinâmica (CA) e o ponto de contato dos pneus dianteiro e traseiro com o solo (LEDUR, 2003).

O vetor velocidade linear, v , que rotaciona em relação ao eixo x_L de um ângulo β , e o vetor força centrífuga, F_{CF} , que é perpendicular ao vetor velocidade e que tende a impulsionar o veículo para fora do eixo de rotação em torno do eixo z_L , estão localizados no CM. O ângulo θ descreve o deslocamento angular, como já mencionado

anteriormente, do eixo x_L fixo ao veículo em relação ao eixo x do sistema de coordenadas globais. No CA está sendo aplicada a força aerodinâmica, F_A , que é decomposta sobre os eixos x_L e y_L em F_{xA} e F_{yA} , respectivamente. Estas descrevem, de forma simplificada, todo o efeito aerodinâmico que atua sobre o veículo.

Na roda traseira estão localizadas a força de tração traseira, F_{xT} , que é uma das forças responsáveis pelo deslocamento do veículo, a força de aderência lateral do pneu traseiro, F_{yT} , que atua no sentido contrário ao deslocamento lateral do automóvel. Neste ponto de atuação de forças também se encontra o vetor de deslocamento lateral, V_T , que está inclinado em relação ao eixo x_L pelo ângulo α_T ; este vetor representa a tendência do veículo permanecer em uma trajetória retilínea.

As forças atuantes sobre a roda dianteira são definidas da mesma maneira que as atuantes na roda traseira. Porém, neste caso também deve ser considerado o ângulo δ_D que descreve a inclinação da roda dianteira em relação ao eixo x_L .

No diagrama de forças também estão descritas as distâncias entre o CM e os demais pontos de atuação de forças; com o auxílio destas distâncias se define a equação de momento torsor em relação ao centro de massa do veículo.

Na subseção que segue, as equações da dinâmica de um veículo, conforme considerações, são obtidas.

4.4.2 Modelo Dinâmico Não-Linear

A partir da Segunda Lei de Newton dada pela expressão (4.21) definem-se as equações que relacionam as forças atuantes no sistema com os eixos x_L e y_L , respectivamente:

$$\sum F = m \cdot a . \quad (4.21)$$

A partir do diagrama de forças (Figura 4.8) obtém-se os diagramas com as forças atuantes isoladamente nos eixos x_L e y_L , apresentados na Figura 4.9.

- Equação do equilíbrio das forças no eixo x_L :

$$F_{CF} \cdot \sin\beta + F_{xT} - F_{xA} + F_{xD} \cdot \cos\delta_D - F_{yD} \cdot \sin\delta_D = m \cdot \dot{v} \cdot \cos\beta ; \quad (4.22)$$

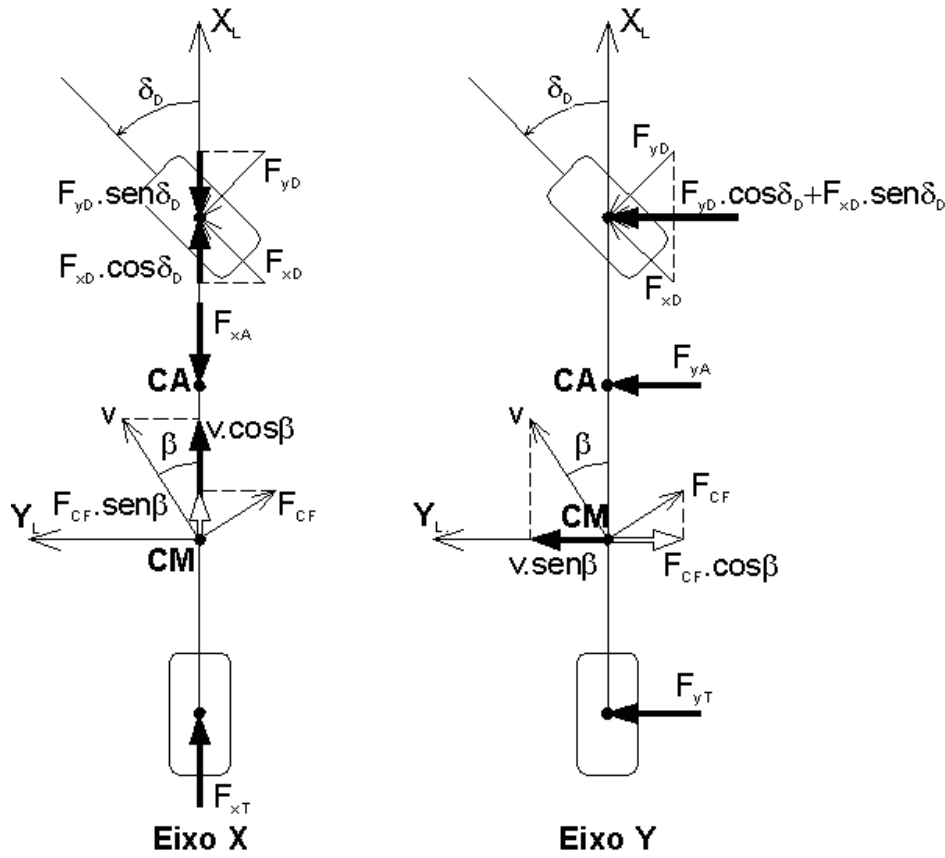


Figura 4.9: Diagramas de Força separados por eixo.

- Equação do equilíbrio das forças no eixo y_L :

$$-F_{CF} \cdot \cos\beta + F_{yT} + F_{yA} + F_{xD} \cdot \sin\delta_D + F_{yD} \cdot \cos\delta_D = m \cdot \dot{v} \cdot \sin\beta. \quad (4.23)$$

Para obter a equação do equilíbrio dos torques aplica-se a Segunda Lei de Newton para corpos girantes, expressão (4.24), considerando o movimento de rotação do sistema em torno do eixo z_L :

$$\sum \tau = J_z \cdot \ddot{\theta}. \quad (4.24)$$

O diagrama da Figura 4.10 ilustra as forças que geram momentos torsores no veículo.

Aplicando a expressão (4.24) ao diagrama de torques da Figura 4.10 chega-se a seguinte expressão:

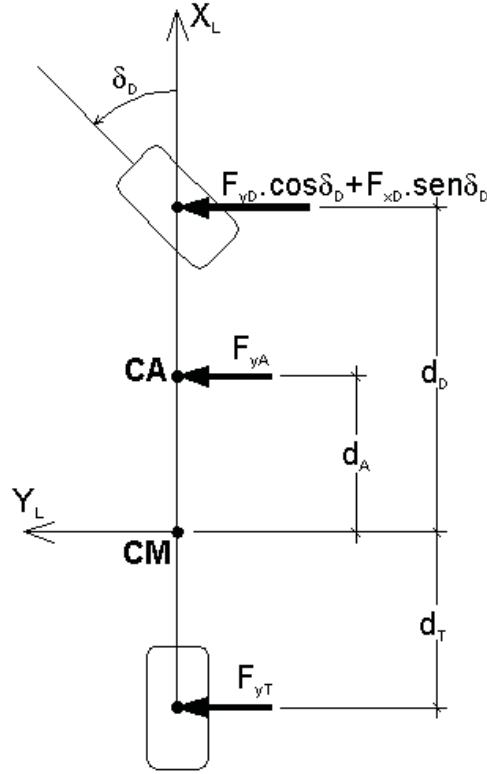


Figura 4.10: Diagrama de torques.

$$(F_{yD} \cdot \cos \delta_D + F_{xD} \cdot \sin \delta_D) \cdot d_D - F_{yT} \cdot d_T + F_{yA} \cdot d_A = J_z \cdot \ddot{\theta}. \quad (4.25)$$

Os termos das equações que caracterizam a dinâmica do sistema (4.22, 4.23, 4.25) são detalhados considerando as características de cada força.

- **Força Centrífuga**

A força centrífuga pode ser decomposta em um produto entre a massa do corpo e a aceleração centrífuga, como mostrado pela expressão (4.26):

$$F_{CF} = m \cdot a_{CF}. \quad (4.26)$$

A aceleração centrífuga pode ser decomposta em termos da velocidade linear do veículo e do raio da curva na qual o sistema está sujeito, como está descrito na

expressão (4.27):

$$a_{CF} = \frac{v^2}{r_c} . \quad (4.27)$$

Assim a expressão (4.26) pode ser reescrita em termos da velocidade e do raio de curvatura como segue:

$$F_{CF} = m \cdot \frac{v^2}{r_c} . \quad (4.28)$$

Porém, com o objetivo de obter as equações dinâmicas do veículo em função dos estados de interesse, a expressão (4.28) é reescrita considerando que o raio da curva pode ser escrito através das variáveis v , $\dot{\beta}$ e $\dot{\theta}$, conforme expressão (4.29):

$$r_c = \frac{v}{\dot{\theta} + \dot{\beta}} . \quad (4.29)$$

Substituindo a expressão (4.29) em (4.27), tem-se:

$$a_{CF} = \frac{v^2}{r_c} = \frac{v^2}{\frac{v}{\dot{\theta} + \dot{\beta}}} . \quad (4.30)$$

Então a força centrífuga é expressa na seguinte forma:

$$F_{CF} = m \cdot v \cdot (\dot{\theta} + \dot{\beta}) . \quad (4.31)$$

- **Força Aerodinâmica**

A força aerodinâmica é composta pelas componentes F_{xA} no eixo x_L , e F_{yA} no

eixo y_L , e tem seu módulo influenciado pela velocidade linear do veículo, pela área de contato do veículo com o meio (A_c) e pelo raio da curva na qual o mesmo está sujeito. Além dessas variáveis, a F_A considera as características do fluido existente no meio, no caso o ar, cuja constante de penetração ao meio é definida por c_a . Entretanto esta força é muito difícil de ser determinada, devido às variações de direção e velocidade dos ventos. Assim, a força aerodinâmica nos eixos x_L e y_L são descritas pela seguinte expressão (LEDUR, 2003):

$$F_{(x,y)A} = c_a \cdot A_c \cdot v^2 \cdot \frac{r_c}{2} . \quad (4.32)$$

• Força de Aderência nos Pneus

As forças de aderência lateral F_{yD} , para o pneu dianteiro, e F_{yT} , para o pneu traseiro, contrárias ao escorregamento do pneu, são determinadas através do produto entre a constante de aderência do pneu com o piso (c_D e c_T) e o ângulo de vetor deslocamento (α_D e α_T). A força de aderência para a roda dianteira é descrita por:

$$F_{yD} = c_D \cdot \alpha_D , \quad (4.33)$$

e para a roda traseira é:

$$F_{yT} = c_T \cdot \alpha_T . \quad (4.34)$$

Como realizado com a força centrífuga faz-se uma mudança de variáveis nas expressões (4.33) e (4.34), onde os ângulos α_D e α_T são escritos como segue:

$$\alpha_D = -\beta + \delta_D - d_D \cdot \frac{\dot{\theta}}{v} \quad (4.35)$$

$$\alpha_T = -\beta + d_T \cdot \frac{\dot{\theta}}{v} . \quad (4.36)$$

Com isso ambas as forças são escritas com relação aos estados de interesse:

$$F_{yD} = c_D \cdot (-\beta + \delta_D - d_D \cdot \frac{\dot{\theta}}{v}) \quad (4.37)$$

$$F_{yT} = c_T \cdot (-\beta + d_T \cdot \frac{\dot{\theta}}{v}) . \quad (4.38)$$

Com as expressões de forças detalhadas em (4.31), (4.32), (4.37) e (4.38) as expressões que caracterizam a dinâmica do sistema (4.22, 4.23, 4.25) são reescritas como segue:

- Para o eixo x_L :

$$\begin{aligned} m \cdot \dot{v} \cdot \cos\beta &= m \cdot v \cdot (\dot{\theta} + \dot{\beta}) \cdot \sin\beta + F_{xT} - c_a \cdot A_c \cdot v^2 \cdot \frac{r_c}{2} + F_{xD} \cdot \cos\delta_D \\ &- c_D \cdot \left(-\beta + \delta_D - d_D \cdot \frac{\dot{\theta}}{v} \right) \cdot \sin\delta_D \end{aligned} \quad (4.39)$$

- Para o eixo y_L :

$$\begin{aligned} m \cdot \dot{v} \cdot \sin\beta &= -m \cdot v \cdot (\dot{\theta} + \dot{\beta}) \cdot \cos\beta + c_T \cdot \left(-\beta + d_T \cdot \frac{\dot{\theta}}{v} \right) - c_a \cdot A_c \cdot v^2 \cdot \frac{r_c}{2} \\ &+ F_{xD} \cdot \sin\delta_D + c_D \cdot \left(-\beta + \delta_D - d_D \cdot \frac{\dot{\theta}}{v} \right) \cdot \cos\delta_D \end{aligned} \quad (4.40)$$

- Para o eixo z_L :

$$\begin{aligned} J_z \cdot \ddot{\theta} &= \left(c_D \cdot \left(-\beta + \delta_D - d_D \cdot \frac{\dot{\theta}}{v} \right) \cdot \cos\delta_D + F_{xD} \cdot \sin\delta_D \right) \cdot d_D \\ &- c_T \cdot \left(-\beta + d_T \cdot \frac{\dot{\theta}}{v} \right) \cdot d_T + c_a \cdot A_c \cdot v^2 \cdot \frac{r_c}{2} \cdot d_A \end{aligned} \quad (4.41)$$

Isolando as variáveis desejadas ($\dot{\beta}$, $\ddot{\theta}$ e \dot{v}) nas expressões (4.39), (4.40) e (4.41) obtém-se as equações que demonstram o comportamento dinâmico do veículo com deslocamento no plano $x_L y_L$ e rotação em torno do eixo z_L , que são:

$$\begin{aligned}\dot{\beta} = & \dot{\theta} \cdot \left(\frac{c_T \cdot d_T - c_D \cdot d_D \cdot \cos \delta_D}{m \cdot v^2 \cdot \cos \beta} - 1 \right) - \beta \cdot \left(\frac{c_T + c_D \cdot \cos \delta_D}{m \cdot v \cdot \cos \beta} \right) - \frac{\dot{v} \cdot \tan \beta}{v} \\ & + \frac{F_{xD} \cdot \sin \delta_D}{m \cdot v \cdot \cos \beta} + \frac{c_D \cdot \delta_D \cdot \cos \delta_D}{m \cdot v \cdot \cos \beta} + \frac{c_a \cdot A_c \cdot v \cdot r_c}{2 \cdot m \cdot \cos \beta}\end{aligned}\quad (4.42)$$

$$\begin{aligned}\ddot{\theta} = & \frac{\beta}{J_z} \cdot (c_T \cdot d_T - c_D \cdot d_D \cdot \cos \delta_D) - \frac{\dot{\theta}}{J_z \cdot v} \cdot (c_T \cdot d_T^2 + c_D \cdot d_D^2 \cdot \cos \delta_D) \\ & + \frac{c_D \cdot d_D \cdot \delta_D \cdot \cos \delta_D}{J_z} + \frac{F_{xD} \cdot d_D \cdot \sin \delta_D}{J_z} + \frac{c_a \cdot A_c \cdot v^2 \cdot r_c \cdot d_A}{2 \cdot J_z}\end{aligned}\quad (4.43)$$

$$\begin{aligned}\dot{v} = & v \cdot \tan \beta \cdot (\dot{\theta} + \dot{\beta}) + \frac{F_{xT}}{m \cdot \cos \beta} - \frac{c_a \cdot A_c \cdot v^2 \cdot r_c}{2 \cdot m \cdot \cos \beta} + \frac{F_{xD} \cdot \cos \delta_D}{m \cdot \cos \beta} \\ & - \frac{c_D \cdot \sin \delta_D}{m \cdot \cos \beta} \cdot \left(-\beta + \delta_D - \frac{d_D \cdot \dot{\theta}}{v} \right)\end{aligned}\quad (4.44)$$

O modelo dinâmico do veículo é linearizado para que se possa usá-lo com o CPBM linear, já que o uso do CPBM não-linear acarreta alto custo computacional ao cálculo da lei de controle. A linearização deste é apresentada na subseção que segue.

4.4.3 Modelo Dinâmico Linearizado

Nesta subseção é apresentado o modelo dinâmico linearizado para o sistema. O modelo em questão, é obtido em duas etapas, primeiramente lineariza-se as expressões da dinâmica do ângulo do vetor velocidade, β , com relação ao eixo x_L e da dinâmica da velocidade angular, $\dot{\theta}$, com a velocidade tangencial, v , constante, e em um segundo processo é identificado o modelo linearizado da dinâmica da velocidade linear, v . Isto

é realizado devido à dinâmica da velocidade linear ser mais lenta que as demais, ou seja, como o período de amostragem da malha de v é maior que o da malha de β e $\dot{\theta}$, durante $T_v/T_{\beta, \dot{\theta}}$ amostras a velocidade tangencial se mantém constante.

Para a dinâmica das expressões (4.42) e (4.43) faz-se também as seguintes considerações:

- a variação do ângulo β é pequena a cada amostra, então expandindo em Séries de Taylor $\cos\beta$ e $\sin\beta$, e truncando-os no primeiro termo, tem-se $\cos\beta \simeq 1$ e $\sin\beta \simeq \beta$;
- considera-se também que a cada amostra ocorrem pequenos ajustes no ângulo de posição das rodas dianteiras, assim como feito no caso anterior, tem-se que $\cos\delta_D \simeq 1$ e $\sin\delta_D \simeq \delta_D$;
- devido ao veículo usado neste trabalho possuir uma área de contato com o meio (ar) reduzida e desenvolver velocidades que não gerem atrito considerável com o meio, a força aerodinâmica $F_{(x,y)A}$ atuante nos eixos x_L e y_L é considerada desprezível em relação as demais forças atuantes no sistema.

Assim pode-se escrever as expressões linearizadas para β e $\dot{\theta}$ como segue (KELBER *et al.*, 2004):

$$\dot{\beta} = \dot{\theta} \cdot \left(\frac{c_T \cdot d_T - c_D \cdot d_D}{m \cdot v^2} - 1 \right) - \beta \cdot \left(\frac{c_T + c_D}{m \cdot v} \right) + \frac{F_{xD} \cdot \delta_D}{m \cdot v} + \frac{c_D \cdot \delta_D}{m \cdot v} \quad (4.45)$$

$$\begin{aligned} \ddot{\theta} = & \frac{\beta}{J_z} \cdot (c_T \cdot d_T - c_D \cdot d_D) - \frac{\dot{\theta}}{J_z \cdot v} \cdot (c_T \cdot d_T^2 + c_D \cdot d_D^2) + \frac{c_D \cdot d_D \cdot \delta_D}{J_z} \\ & + \frac{F_{xD} \cdot d_D \cdot \delta_D}{J_z} \end{aligned} \quad (4.46)$$

Os modelos linearizados das dinâmicas de orientação do vetor velocidade, β , e da velocidade angular, $\dot{\theta}$, do veículo são válidos até uma aceleração lateral de $4m/s^2$ (KELBER *et al.*, 2004) e uma velocidade tangencial de $3m/s$ (valor verificado em

simulação). Devido ao atuador da barra de direção do veículo Mini-Baja utilizado neste trabalho ser lento, não atingindo o valor ideal de $800^\circ/\text{seg}$ usado em projetos de direção hidráulica, a velocidade máxima do veículo é limitada em 10km/h ($\sim 2,77\text{m/s}$) (KELBER *et al.*, 2004).

O modelo linearizado da dinâmica de velocidade é calculado considerando que a cada período de amostragem desta, as dinâmicas dos ângulos de orientação do veículo e do vetor velocidade se mantêm sobre a referência. Este modelo foi obtido experimentalmente realizando a identificação da planta quando esta foi submetida a uma entrada do tipo degrau unitário, como pode ser visto em GOMES (2003). Como o veículo em questão possui somente tração no eixo traseiro, a força F_{xD} é desprezada. Assim, a força que move o veículo é a F_{xT} , que é a mesma que o motor a combustão proporciona ao veículo, sendo assim, tem-se que a entrada do sistema é a aceleração angular do eixo das rodas traseiras do veículo.

Neste trabalho é considerado que o veículo já está em movimento, com isso considera-se que o motor a combustão está operando na região de regime (GOMES, 2003), assim, as não linearidades que um motor desse tipo apresenta são desconsideradas na modelagem.

Portanto, a equação diferencial que relaciona a velocidade do veículo com a aceleração angular do eixo traseiro é definida como um sistema de segunda ordem (GOMES, 2003), conforme a expressão que segue:

$$\ddot{v} = -\frac{(T_{Mgas} + T_V)}{T_{Mgas} \cdot T_V} \cdot \dot{v} - \frac{1}{T_{Mgas} \cdot T_V} \cdot v + \frac{V_{V_{acel}}}{T_{Mgas} \cdot T_V} \cdot \dot{\omega}_{RT}, \quad (4.47)$$

onde T_{Mgas} é a constante de tempo do motor, T_V é a constante de tempo do veículo que relaciona a massa do veículo com os atritos impostos a ele e $V_{V_{acel}}$ é o ganho que relaciona a força necessária para deslocar o veículo com os atritos na qual este é submetido.

4.5 Conclusões

Este capítulo apresentou um estudo da modelagem da cinemática e da dinâmica de um robô móvel do tipo automóvel. Os modelos aqui desenvolvidos são necessários para o projeto dos controladores preditivos a serem utilizados.

Conforme o objetivo proposto neste trabalho, fez-se necessário o desenvolvimento dos modelos linearizados. O modelo cinemático do veículo foi linearizado sobre dois aspectos, pois, no Capítulo 5, é realizado um estudo comparativo entre duas estratégias de CPBM linear. Ambos os modelos linearizados descrevem a cinemática do veículo com exatidão, porém, algumas considerações foram impostas. O modelo cinemático do erro requer a existência de um robô de referência *virtual*, para que o veículo possa segui-lo e, linearizações sucessivas deste são necessárias, já que este modelo é variante no tempo.

O modelo cinemático em coordenadas locais linearizado, requer que sejam respeitados a necessidade de pequenos incrementos dos ângulos de direção da roda dianteira e de orientação do veículo e, para isso, foi preciso o desenvolvimento de uma estratégia de trajetória de aproximação.

Devido às exigências de performance do veículo impostas neste trabalho, o modelo dinâmico foi obtido. Entretanto, para que se obtivesse este linearizado, a dinâmica foi dividida em dois processos. Pode-se perceber por estudos realizados em malha aberta que o comportamento dinâmico das variáveis β e $\dot{\theta}$ é bastante dependente da velocidade tangencial, porém, de forma não linear, o que acarretou em uma análise árdua do processo. Os modelos linearizados da dinâmica apresentados sofrem algumas restrições em relação à velocidade tangencial que o veículo imprime e a variações bruscas dos ângulos β , δ_D e θ .

No Capítulo 5 são desenvolvidos os projetos de CPBM linear que utilizaram os modelos aqui desenvolvidos.

Capítulo 5

Controle Preditivo de um Veículo Autônomo

5.1 Introdução

A arquitetura de controle de um veículo autônomo pode ser dividida em três níveis básicos: especificação e monitoração do caminho a ser seguido, seguimento da trajetória previamente determinada baseado na cinemática do veículo e controle do modelo dinâmico. O primeiro nível, que é tratado superficialmente neste trabalho, consiste de um sistema supervisorio incumbido de realizar o planejamento da rota a ser seguida, bem como monitorar obstáculos no caminho e, caso isto aconteça, recalculá-la a ser seguida. Neste trabalho, depois de definido previamente o trajeto a ser percorrido, gera-se a cada amostra, também neste nível, a trajetória de referência futura dentro de um horizonte finito. No primeiro nível, também é realizado o monitoramento da distância do veículo em relação ao ponto de destino sobre o caminho de referência e, conforme o seu comprimento, é redefinido o parâmetro *lookahead* utilizado para o cálculo da trajetória de aproximação *Pure-Pursuit*.

No segundo nível, como foi definido acima, é realizado o seguimento da trajetória baseado na cinemática do veículo. Para executar esta tarefa é calculado continuamente um novo ângulo de direção das rodas do robô com a finalidade de mantê-lo sobre o caminho desejado. O cálculo destes comandos é feito utilizando CPBM; entretanto, são utilizadas duas estratégias de controle preditivo com a finalidade de avaliar o custo computacional dos algoritmos. Utiliza-se o CPBM no espaço de estados com o modelo cinemático do erro, realizando linearizações sucessivas ao longo da trajetória de

referência, e o algoritmo GPC com o modelo linearizado em coordenadas locais, utilizando trajetória de aproximação.

O controle de orientação e posição de robôs móveis considerando somente o modelo cinemático é válido quando este trabalha em baixas velocidades, com pequenas acelerações e a massa do veículo e a carga que este transporta possam ser desprezadas. No entanto, como comentado no Capítulo 2, quando veículos autônomos são designados a obter performance em tarefas pesadas e percorrer caminhos em altas velocidades, o modelo dinâmico destes se torna muito importante (BOYDEN e VELINSKY, 1994). Como o veículo Mini-Baja possui uma massa considerável e em velocidades elevadas está submetido a forças externas, somente a modelagem cinemática não é suficiente para controlá-lo, torna-se necessário o controle da dinâmica do Mini-Baja.

Para realizar o controle da dinâmica do veículo o modelo é separado em duas partes, dado que a dinâmica da velocidade é mais lenta que as da orientação do vetor velocidade e da velocidade angular do veículo. Em ambas as malhas de controle utiliza-se o algoritmo GPC.

A Figura 5.1 apresenta a arquitetura de controle utilizada no veículo Mini-Baja.

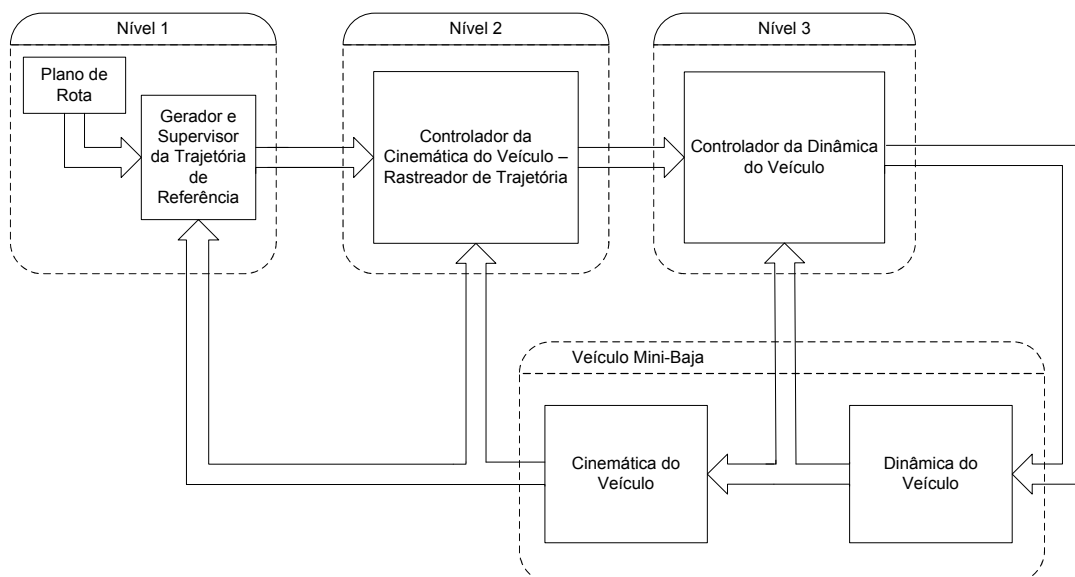


Figura 5.1: Arquitetura de controle do veículo Mini-Baja

Nas seções que seguem são apresentadas as estratégias de controle preditivo utilizadas e, em seguida, é discutido o controle do modelo cinemático do veículo, onde é

realizada uma análise comparativa dos algoritmos testados em relação ao custo computacional. Feito o estudo do controle aplicado ao modelo cinemático, se apresentam os controladores do modelo dinâmico. Por fim, são apresentados os resultados de simulação, onde são incorporados os controladores da cinemática e dinâmica do veículo.

5.2 Controle Preditivo Utilizando Espaço de Estados

Nesta seção é desenvolvido um algoritmo de CPBM linear utilizando o modelo no espaço de estados. Considerando que a referência é conhecida em qualquer instante futuro da trajetória, é possível, através de linearizações sucessivas ao longo da trajetória de referência, obter uma descrição linear e variante no tempo do modelo do sistema (KÜHNE, 2005). Assim, o modelo no espaço de estados discreto e variante no tempo usado pelo algoritmo em questão para obter as predições futuras é escrito conforme expressão (5.1):

$$\begin{aligned} x(k+1) &= \mathbf{A}(k) \cdot x(k) + \mathbf{B}(k) \cdot u(k) \\ y(k) &= \mathbf{C}(k) \cdot x(k) \end{aligned} \quad (5.1)$$

Portanto, considerando o modelo acima e os horizontes de predição, N_2 , e de controle, N_u , as predições dos estados são descritas como segue (ROSSITER, 2003):

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}} &= \mathbf{P}_x(k|k) \cdot x(k|k) + \mathbf{H}_x(k|k) \cdot \mathbf{u} \\ \hat{\mathbf{y}} &= \mathbf{P}(k|k) \cdot x(k|k) + \mathbf{H}(k|k) \cdot \mathbf{u} \end{aligned} \quad (5.2)$$

com

$$\hat{\mathbf{x}} \triangleq \begin{bmatrix} x(k+1|k) \\ x(k+2|k) \\ \vdots \\ x(k+N_2-1|k) \\ x(k+N_2|k) \end{bmatrix}, \quad \hat{\mathbf{y}} \triangleq \begin{bmatrix} y(k+1|k) \\ y(k+2|k) \\ \vdots \\ y(k+N_2-1|k) \\ y(k+N_2|k) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{u} \triangleq \begin{bmatrix} u(k|k) \\ u(k+1|k) \\ \vdots \\ u(k+N_2-2|k) \\ u(k+N_2-1|k) \end{bmatrix}$$

e

$$\mathbf{P}_x(k|k) \triangleq \begin{bmatrix} \mathbf{A}(k|k) \\ \mathbf{A}(k|k) \mathbf{A}(k+1|k) \\ \vdots \\ \alpha(k, 0, 2) \\ \alpha(k, 0, 1) \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{H}_x(k|k) \triangleq \begin{bmatrix} \mathbf{B}(k|k) & 0 & \cdots & 0 \\ \mathbf{A}(k+1|k) \cdot \mathbf{B}(k|k) & \mathbf{B}(k+1|k) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \alpha(k, 1, 2) \cdot \mathbf{B}(k|k) & \alpha(k, 2, 2) \cdot \mathbf{B}(k+1|k) & \cdots & 0 \\ \alpha(k, 1, 1) \cdot \mathbf{B}(k|k) & \alpha(k, 2, 1) \cdot \mathbf{B}(k+1|k) & \cdots & \mathbf{B}(k+N_2-1|k) \end{bmatrix},$$

onde $\alpha(k, j, l)$ é definido como (KÜHNE *et al.*, 2004b):

$$\alpha(k, j, l) \triangleq \prod_{i=j}^{N_2-l} \mathbf{A}(k+i|k). \quad (5.3)$$

Estas expressões de predição não consideram o modelo de perturbação explicitamente. Entretanto, a ação integral pode ser incluída no modelo para garantir erro zero em regime permanente da seguinte maneira:

$$\mathbf{u} = -\mathbf{K}(\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{x}_r) + \mathbf{u}_r, \quad (5.4)$$

onde \mathbf{x}_r e \mathbf{u}_r são, respectivamente, os valores de referência calculados *off-line* dos estados e entradas de controle e são definidos por:

$$\mathbf{x}_r \triangleq \begin{bmatrix} x_r(k+1|k) \\ x_r(k+2|k) \\ \vdots \\ x_r(k+N_2-1|k) \\ x_r(k+N_2|k) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{u}_r \triangleq \begin{bmatrix} u_r(k|k) \\ u_r(k+1|k) \\ \vdots \\ u_r(k+N_u-2|k) \\ u_r(k+N_u-1|k) \end{bmatrix}.$$

Assim, dada uma lei de controle que garanta que,

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \begin{cases} x(k) = x_r(k) \\ u(k) = u_r(k) \end{cases},$$

então $y(k) = y_r(k)$, onde y_r é a trajetória de referência.

Usando a expressão de predição (5.2) e considerando que os estados e entradas de referência são conhecidos pode-se assegurar que o mínimo da função custo dada por (5.5) é consistente com o erro zero de seguimento (ROSSITER, 2003), onde a função custo é minimizada de uma norma-2 ponderada por \mathbf{Q} e \mathbf{R} :

$$J = \sum_{j=1}^{N_2} \|y_r(k+j|k) - \hat{y}(k+j|k)\|_{\mathbf{Q}}^2 + \sum_{j=0}^{N_u-1} \|u(k+j|k) - u_r(k+j|k)\|_{\mathbf{R}}^2. \quad (5.5)$$

É freqüentemente aceito que a função custo é consistente com erro zero de seguimento, tendo que \mathbf{Q} engloba termos na forma $\mathbf{C}'\mathbf{C}$, onde $y_r - y = \mathbf{C}(x_r - x)$.

A função custo (5.5) pode ser escrita e otimizada da seguinte forma:

$$\min_u J = [\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{x}_r]' \mathbf{Q} [\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{x}_r] + [\mathbf{u} - \mathbf{u}_r]' \mathbf{R} [\mathbf{u} - \mathbf{u}_r], \quad (5.6)$$

a qual penaliza os desvios a partir do valor de regime permanente. Esta difere da função do GPC, pois otimiza a distância das entradas ao valor de regime, ao invés dos incrementos do sinal de controle. As matrizes de ponderação dos estados, \mathbf{Q} , e das entradas, \mathbf{R} , são positivas definidas e diagonais (ROSSITER, 2003).

Na ausência de restrições nos estados e no controle, a lei de controle pode ser obtida de forma algébrica minimizando a função custo (5.6), a qual resulta em uma realimentação de estados, dada por:

$$\mathbf{u} = [\mathbf{H}'_x \cdot \mathbf{Q} \cdot \mathbf{H}_x + \mathbf{R}]^{-1} \cdot [\mathbf{H}'_x \cdot \mathbf{Q} \cdot (\mathbf{x}_r - \mathbf{P}_x \cdot x(k)) + \mathbf{R} \cdot \mathbf{u}_r] . \quad (5.7)$$

Devido à característica de horizonte deslizante do CPBM, somente $\mathbf{u}(k)$ é necessário a cada instante k (CAMACHO e BORDONS, 1998).

5.3 Controle Preditivo Utilizando Função de Transferência

O modelo do processo representado por Função de Transferência é usado por vários algoritmos de controle preditivo, como discutido no Capítulo 3. Neste trabalho é utilizado o algoritmo GPC multivariável para realizar o controle do modelo cinemático descrito em coordenadas locais para seguimento de trajetórias e do modelo dinâmico do veículo Mini-Baja.

O GPC MIMO usa um processo multivariável discreto, dado por uma matriz de transferência $n \times m$ $\mathbf{P}(z^{-1})$:

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{P}(z^{-1}) \cdot \mathbf{u}(k) , \quad (5.8)$$

onde $\mathbf{u}(k)$ é o vetor de entradas $m \times 1$ e $\mathbf{y}(k)$ é o vetor de saídas $n \times 1$. Cada elemento $P_{pq}(z^{-1})$ de $\mathbf{P}(z^{-1})$ é uma função de transferência SISO:

$$\begin{aligned}
P_{pq}(z^{-1}) &= \frac{z^{-1}B'_{pq}(z^{-1})}{A_{pq}(z^{-1})} \\
&= \frac{z^{-1}B_{pq}(z^{-1})}{A_p(z^{-1})}
\end{aligned} \tag{5.9}$$

onde $A_{pq}(z^{-1})$ e $B'_{pq}(z^{-1})$ são o denominador e o numerador da função de transferência entre a entrada q e a saída p , respectivamente, e $A_p(z^{-1})$ é o mínimo múltiplo comum dos polinômios $A_{pq}(z^{-1})$ para $q = 1 \cdots m$ e $p = 1 \cdots n$. Assim, tem-se a matriz polinomial diagonal $\mathbf{A}(z^{-1})$ com os elementos $A_p(z^{-1})$ e, a matriz polinomial $\mathbf{B}(z^{-1})$ com os elementos $B_{pq}(z^{-1})$.

Como o algoritmo GPC usa o modelo *Controlled Auto-Regressive and Integrated Moving Average* (CARIMA), a partir do processo multivariável (5.8) com n -saídas e m -entradas este é escrito da seguinte forma:

$$\mathbf{A}(z^{-1}) \cdot \mathbf{y}(k) = \mathbf{B}(z^{-1}) \cdot \mathbf{u}(k-1) + \frac{\mathbf{C}(z^{-1})}{\Delta} \cdot \mathbf{e}(k), \tag{5.10}$$

onde

$$\begin{aligned}
\mathbf{A}(z^{-1}) &= I_{n \times n} + A_1 z^{-1} + A_2 z^{-2} + \cdots + A_{na} z^{-na} \\
\mathbf{B}(z^{-1}) &= B_0 + B_1 z^{-1} + B_2 z^{-2} + \cdots + B_{nb} z^{-nb} \\
\mathbf{C}(z^{-1}) &= I_{n \times n} + C_1 z^{-1} + C_2 z^{-2} + \cdots + C_{nc} z^{-nc}
\end{aligned} \tag{5.11}$$

e $\mathbf{C}(z^{-1})$ é uma matriz polinomial mônica $n \times n$ representando os polinômios coloridos do ruído. Por simplicidade e por causa de polinômios coloridos, que caracterizam o ruído, serem muito difíceis de estimar com boa precisão na prática, principalmente em sistemas multivariáveis, escolhe-se $\mathbf{C}(z^{-1}) = I_{n \times n}$. Geralmente, muitos controladores preditivos usam os polinômios coloridos como parâmetros de projeto. O operador Δ é definido como $\Delta = 1 - z^{-1}$ e $\mathbf{e}(k)$ é o vetor de ruídos $n \times 1$, que se considera ser um ruído branco com média zero. Assim, o modelo (5.10) é reescrito por (CAMACHO e BORDONS, 1998; NORMEY-RICO e CAMACHO, 2000):

$$\mathbf{A}(z^{-1}) \cdot \mathbf{y}(k) = \mathbf{B}(z^{-1}) \cdot \mathbf{u}(k-1) + \frac{1}{\Delta} \cdot \mathbf{e}(k), \quad (5.12)$$

e os polinômios A_p e B_{pq} são:

$$\begin{aligned} A_p(z^{-1}) &= 1 + a_1^p z^{-1} + a_2^p z^{-2} + \dots + a_{na_p}^p z^{-na_p} \\ B_{pq}(z^{-1}) &= b_0^{pq} + b_1^{pq} z^{-1} + b_2^{pq} z^{-2} + \dots + b_{nb_{pq}}^{pq} z^{-nb_{pq}} \end{aligned} \quad (5.13)$$

Como a matriz $\mathbf{A}(z^{-1})$ é diagonal, as equações Diofantinas que devem ser usadas para obter a predição ótima de cada saída, também podem ser resolvidas independentemente para cada uma destas, assim, o modelo CARIMA (5.12) é expresso para uma saída:

$$A_p(z^{-1}) \cdot y_p(k) = \mathbf{B}_p(z^{-1}) \cdot \mathbf{u}(k-1) + \frac{e(k)}{\Delta}, \quad (5.14)$$

onde $\mathbf{B}_p = [B_{p1} \ B_{p2} \ \dots \ B_{pm}]$, e a saída predita $\hat{y}_p(k+j|k)$, para j amostras à frente de k , é obtida da solução da seguinte equação Diofantina:

$$1 = E_{pj}(z^{-1})A_p(z^{-1})\Delta + z^{-j}F_{pj}(z^{-1}), \quad (5.15)$$

onde $E_{pj}(z^{-1})$ e $F_{pj}(z^{-1})$ são polinômios de ordem $j-1$ e na_p , respectivamente.

Se (5.14) é multiplicado por $\Delta E_{pj}(z^{-1})z^j$ tem-se:

$$E_{pj}(z^{-1})\tilde{A}_p(z^{-1})y_p(k+j) = E_{pj}(z^{-1})\mathbf{B}(z^{-1})\Delta\mathbf{u}(k+j-1) + E_{pj}(z^{-1})e(k+j), \quad (5.16)$$

com $\tilde{A}_p(z^{-1}) = \Delta A_p(z^{-1})$.

Portanto, após algumas manipulações matemáticas e considerando que os termos do ruído estão todos no futuro (ver em CAMACHO e BORDONS (1998); NORMEY-RICO e CAMACHO (2000)), obtém-se a predição ótima da saída $\hat{y}_p(k+j|k)$ como no caso CARIMA:

$$\hat{y}_p(k+j|k) = E_{pj}(z^{-1})\mathbf{B}_p(z^{-1})\Delta\mathbf{u}(k+j-1|k) + F_{pj}(z^{-1})y_p(k) . \quad (5.17)$$

onde $\mathbf{G}_p = E_{pj}(z^{-1})\mathbf{B}_p(z^{-1})$.

A expressão (5.17) pode ser escrita em forma matricial:

$$\hat{\mathbf{y}}_p = \mathbf{G}_p\Delta\mathbf{u} + \mathbf{f}_p , \quad (5.18)$$

onde

$$\hat{\mathbf{y}}_p = \begin{bmatrix} \hat{y}_p(k+1|k) \\ \hat{y}_p(k+2|k) \\ \vdots \\ \hat{y}_p(k+N_{2p}|k) \end{bmatrix} , \quad \mathbf{G}_p = \begin{bmatrix} \mathbf{G}_{p1} & \mathbf{G}_{p2} & \cdots & \mathbf{G}_{pm} \end{bmatrix} ,$$

$$\Delta\mathbf{u} = \begin{bmatrix} \Delta\mathbf{u}_1 \\ \Delta\mathbf{u}_2 \\ \vdots \\ \Delta\mathbf{u}_m \end{bmatrix} , \quad \mathbf{f}_p = \begin{bmatrix} f_p(1) \\ f_p(2) \\ \vdots \\ f_p(N_{2p}) \end{bmatrix} ,$$

com

$$\Delta\mathbf{u}_q = \begin{bmatrix} \Delta u_q(k) \\ \Delta u_q(k+1) \\ \vdots \\ \Delta u_q(k+N_{uq}-1) \end{bmatrix} , \quad (5.19)$$

$$f_p(j) = z(1 - \tilde{A}_p(z^{-1}))f_p(j-1) + \mathbf{B}_p(z^{-1})\Delta\mathbf{u}(k+j), \quad (5.20)$$

e devido as propriedades recursivas do polinômio E_{pj} (ver CAMACHO e BORDONS (1998)), tem-se:

$$\mathbf{G}_{pq} = \begin{bmatrix} g_{pq0} & 0 & \cdots & 0 \\ g_{pq1} & g_{pq0} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{pqN_{2p}-1} & g_{pqN_{2p}-2} & \cdots & g_{pqN_{2p}-N_{uq}-1} \end{bmatrix}, \quad (5.21)$$

Os valores de $\Delta\mathbf{u}(k+j)$ quando $j \geq 0$ são iguais a zero e $f_p(0) = y_p(k)$.

Assim, a predição ótima para um processo MIMO é:

$$\begin{bmatrix} \hat{\mathbf{y}}_1 \\ \hat{\mathbf{y}}_2 \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{y}}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{G}_{11} & \mathbf{G}_{12} & \cdots & \mathbf{G}_{1m} \\ \mathbf{G}_{21} & \mathbf{G}_{22} & \cdots & \mathbf{G}_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{G}_{n1} & \mathbf{G}_{n2} & \cdots & \mathbf{G}_{nm} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\mathbf{u}_1 \\ \Delta\mathbf{u}_2 \\ \vdots \\ \Delta\mathbf{u}_m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{f}_1 \\ \mathbf{f}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{f}_m \end{bmatrix}. \quad (5.22)$$

O algoritmo GPC MIMO consiste da aplicação de uma seqüência de controle que minimiza a seguinte função custo multi-estágio (NORMEY-RICO e CAMACHO, 2000):

$$\mathbf{J}(N_2, N_u) = \sum_{j=1}^{N_2} \|\hat{\mathbf{y}}(k+j|k) - \mathbf{y}_{ref}(k+j)\|_{\mathbf{Q}}^2 + \sum_{j=1}^{N_u} \|\Delta\mathbf{u}(k+j-1)\|_{\mathbf{R}}^2. \quad (5.23)$$

Portanto, introduzindo as predições obtidas (5.22) na expressão (5.23), esta pode ser reescrita como:

$$\mathbf{J} = (\mathbf{G}\Delta\mathbf{u} + \mathbf{f} - \mathbf{y}_{ref})' \mathbf{Q} (\mathbf{G}\Delta\mathbf{u} + \mathbf{f} - \mathbf{y}_{ref}) + \Delta\mathbf{u}' \mathbf{R} \Delta\mathbf{u}. \quad (5.24)$$

O mínimo de \mathbf{J} , assumindo que não existem restrições no sinal de controle, pode ser encontrado fazendo $\partial \mathbf{J} / \partial \Delta \mathbf{u} = 0$, da qual se obtém a lei de controle linear na forma:

$$\Delta \mathbf{u} = (\mathbf{G}' \cdot \mathbf{Q} \cdot \mathbf{G} + \mathbf{R})^{-1} \cdot \mathbf{G}' \cdot \mathbf{Q} \cdot (\mathbf{y}_{ref} - \mathbf{f}) . \quad (5.25)$$

Por causa da estratégia de horizonte deslizante, somente $\Delta \mathbf{u}(k)$ é necessário no instante k . Assim, somente a primeira linha de $(\mathbf{G}' \cdot \mathbf{Q} \cdot \mathbf{G} + \mathbf{R})^{-1} \cdot \mathbf{G}' \cdot \mathbf{Q}$, denominado o ganho \mathbf{K} , para cada entrada, $\Delta \mathbf{u}_q$, precisa ser calculada por período amostral. Para as entradas, as primeiras linhas estão separadas por $1 + \sum_{i=0}^{q-1} N_u(i)$. Isto pode ser feito *off-line* para um caso não adaptativo. A lei de controle pode, portanto, ser expressa como:

$$\Delta \mathbf{u}(k) = \mathbf{K} \cdot (\mathbf{y}_{ref} - \mathbf{f}) , \quad (5.26)$$

isto é, uma matriz de ganho linear, que multiplica os erros preditos entre a referência futura e a resposta livre predita do processo.

Porém, no caso de controle adaptativo, a matriz \mathbf{G} tem que ser calculada a cada amostra, pois os parâmetros estimados mudam. Os cálculos dos incrementos de controle futuros são resolvidos pela equação linear: $(\mathbf{G}' \cdot \mathbf{Q} \cdot \mathbf{G} + \mathbf{R}) \cdot \Delta \mathbf{u} = \mathbf{G}' \cdot \mathbf{Q} \cdot (\mathbf{y}_{ref} - \mathbf{f})$. Novamente, somente a primeira linha da expressão acima precisa ser computada para cada $\Delta \mathbf{u}_q$, a qual está separada para cada entrada por $1 + \sum_{i=0}^{q-1} N_u(i)$ linhas. Como nesse caso, realizar inversão matricial *on-line* demanda alto custo computacional, pode-se usar métodos numéricos de solução de equações lineares para inverter matrizes, como, por exemplo, o algoritmo de *Cholesky*, *LU*, *QR*, entre outros (CAMACHO e BORDONS, 1998).

5.4 CPBM Aplicado ao Modelo Cinemático

Os algoritmos de controle preditivo desenvolvidos nas seções anteriores são, agora, utilizados para controlar a cinemática do veículo, com o objetivo de resolver o problema

de seguimento de trajetórias. O controle da cinemática de veículos autônomos para este problema, utilizando técnicas de controle preditivo, já foi previamente abordado na literatura (BERLIN e FRANK, 1991; NORMEY-RICO *et al.*, 1998a,b; KIM *et al.*, 2001; ESSEN e NIJMEIJER, 2001; GU e HU, 2002; KÜHNE *et al.*, 2004b). Esta estratégia torna-se vantajosa quando o robô percorre uma trajetória previamente calculada, assim, como destacado em CAMACHO e BORDONS (1998), o controle preditivo é bastante favorável em robótica e em processos em lote, quando a trajetória de referência futura é conhecida *a priori*.

Além do objetivo de resolver o problema destacado acima, o motivo de desenvolver duas estratégias de controle preditivo linear é avaliar o desempenho destas em relação ao custo computacional, já que estes algoritmos serão implementados em diferentes plataformas embarcadas com capacidades de processamento diferentes. Sendo assim, o menor tempo de cálculo do algoritmo é requisitado, possibilitando a execução deste em velocidades mais elevadas, com processadores de baixo custo, aliado a uma boa performance do veículo no seguimento de trajetórias.

O CPBM é aplicado ao modelo cinemático do veículo, como mencionado anteriormente, considerando as estratégias de controle preditivo utilizando o modelo no espaço de estados com linearizações sucessivas do modelo cinemático do erro ao longo da trajetória de referência e o algoritmo GPC aplicado ao modelo cinemático em coordenadas locais utilizando a trajetória de aproximação *Pure-Pursuit*. A estrutura dos algoritmos desenvolvidos é apresentada na Figura 5.2.

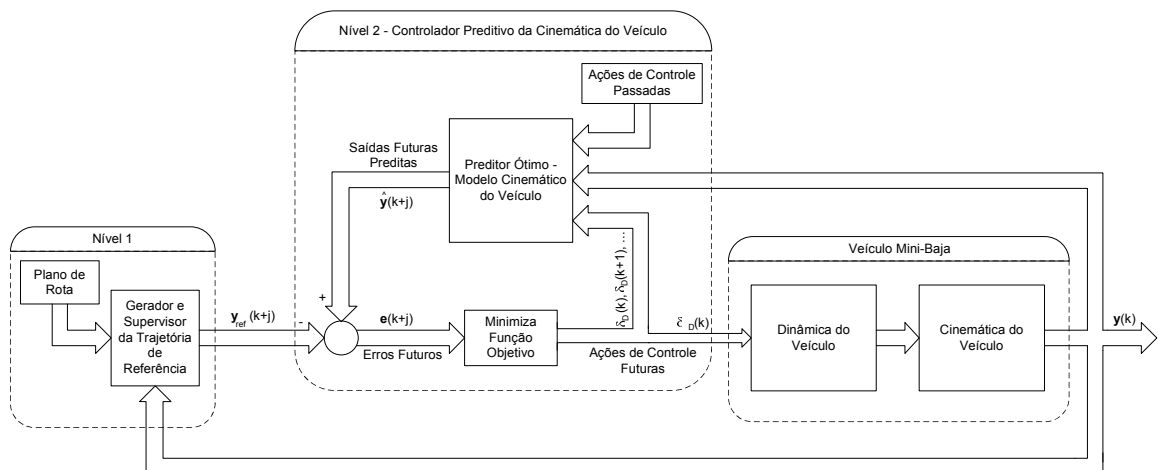


Figura 5.2: Estrutura de Controle do Modelo Cinemático.

O diagrama da Figura 5.2 é um detalhamento da arquitetura de controle de um veículo autônomo representado na Figura 5.1, porém, neste momento do projeto, o controle da dinâmica do veículo é desconsiderado, supondo que esta não influencie o comportamento do robô móvel. Sendo assim, o sinal de controle calculado pelo controlador do modelo cinemático é aplicado ao veículo.

A seguir são desenvolvidos os dois algoritmos de CPBM linear para o Mini-Baja.

5.4.1 Controle Preditivo Utilizando Espaço de Estados Aplicado ao Modelo Cinemático do Erro

O controle do veículo autônomo, utilizando o modelo cinemático do erro descrito na Subseção 4.2.1 é realizado minimizando a função custo (5.6). Tem-se novamente o seguinte modelo:

$$\tilde{x}(k+1) = \mathbf{A}(k) \cdot \tilde{x}(k) + \mathbf{B}(k) \cdot \tilde{u}(k) .$$

Porém, para realizar o controle de seguimento de trajetórias, neste momento, considera-se que a velocidade tangencial do veículo, v_D , é sempre constante. Assim, as matrizes $\mathbf{A}(k)$ e $\mathbf{B}(k)$ são escritas como segue:

$$\mathbf{A}(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -v_D \cdot T \cdot \text{sen}(\theta_{ref}(k) + \delta_{Dref}(k)) \\ 0 & 1 & v_D \cdot T \cdot \text{cos}(\theta_{ref}(k) + \delta_{Dref}(k)) \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} , \quad (5.27)$$

$$\mathbf{B}(k) = \begin{bmatrix} -v_D \cdot T \cdot \text{sen}(\theta_{ref}(k) + \delta_{Dref}(k)) \\ v_D \cdot T \cdot \text{cos}(\theta_{ref}(k) + \delta_{Dref}(k)) \\ \frac{v_D \cdot T}{d_D} \cdot \text{cos}\delta_{Dref}(k) \end{bmatrix} , \quad (5.28)$$

e os estados e a entrada de controle são:

$$\tilde{x}(k) = \begin{bmatrix} x(k) - x_{ref}(k) \\ y(k) - y_{ref}(k) \\ \theta(k) - \theta_{ref}(k) \end{bmatrix} \quad ; \quad \tilde{u}(k) = [\delta_D(k) - \delta_{Dref}(k)] .$$

Assim, a lei de controle preditivo descrita em (5.7) é reescrita em função do modelo do erro:

$$\tilde{\mathbf{u}} = [\mathbf{H}'_x \cdot \mathbf{Q} \cdot \mathbf{H}_x + \mathbf{R}]^{-1} \cdot [\mathbf{H}'_x \cdot \mathbf{Q} \cdot (\tilde{\mathbf{x}}_r - \mathbf{P}_x \cdot \tilde{x}(k)) + \mathbf{R} \cdot \tilde{\mathbf{u}}_r] , \quad (5.29)$$

com os erros dos estados de referência calculados como sendo a diferença do valor da referência futura em relação ao atual e, os erros das entradas de referência como sendo a diferença do valor futuro em relação ao valor no passo anterior. Portanto, tem-se:

$$\tilde{\mathbf{x}}_r \triangleq \begin{bmatrix} x_r(k+1|k) - x_r(k|k) \\ x_r(k+2|k) - x_r(k|k) \\ \vdots \\ x_r(k+N_2-1|k) - x_r(k|k) \\ x_r(k+N_2|k) - x_r(k|k) \end{bmatrix} \quad ; \quad \tilde{\mathbf{u}}_r \triangleq \begin{bmatrix} u_r(k|k) - u_r(k-1|k) \\ u_r(k+1|k) - u_r(k-1|k) \\ \vdots \\ u_r(k+N_u-2|k) - u_r(k-1|k) \\ u_r(k+N_u-1|k) - u_r(k-1|k) \end{bmatrix} .$$

Assim, com a lei de controle (5.29) executa-se o algoritmo de CPBM utilizando o modelo cinemático do erro no espaço de estados para o problema de seguimento de trajetórias aplicado ao veículo Mini-Baja. Os seguintes parâmetros são utilizados:

$$N_2 = [15 \quad 15 \quad 15]' , \quad N_u = [3] ,$$

$$Q = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} , \quad R = [95] ,$$

e os resultados obtidos por simulação para seguimento de uma trajetória com formato retangular no plano xy , o veículo na posição inicial $x_0 = [-1 \quad -5 \quad 0]'$ e velocidade $v_D = 1,5m/s$ são:

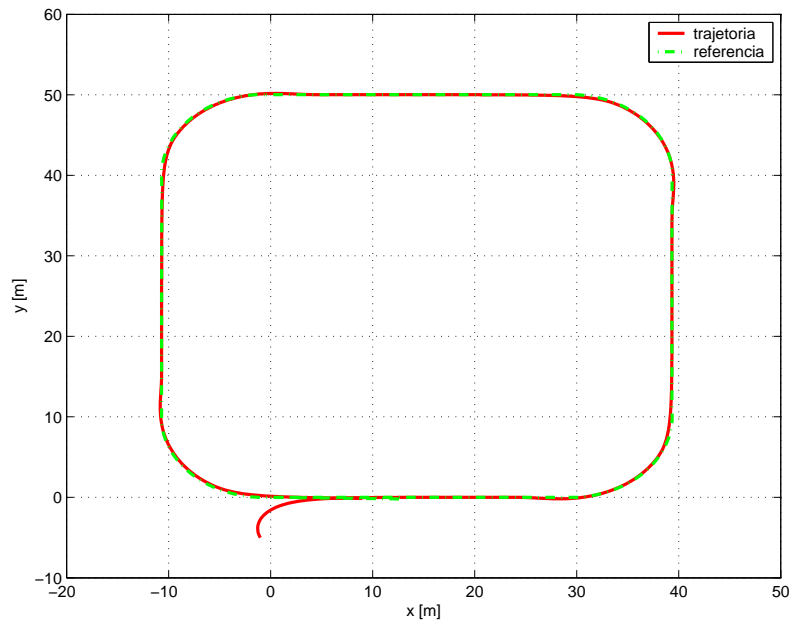


Figura 5.3: Trajetória xy do Veículo Mini-Baja para uma referência retangular utilizando CPBM com o modelo cinemático do erro no espaço de estados. (Resultado de simulação.)

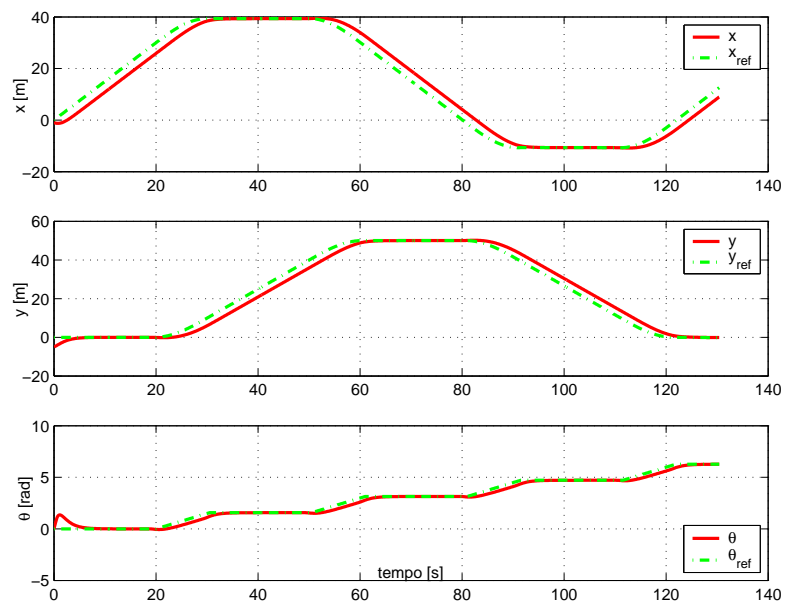


Figura 5.4: Estados x, y e θ do Veículo Mini-Baja utilizando CPBM com o modelo cinemático do erro no espaço de estados. (Resultado de simulação.)

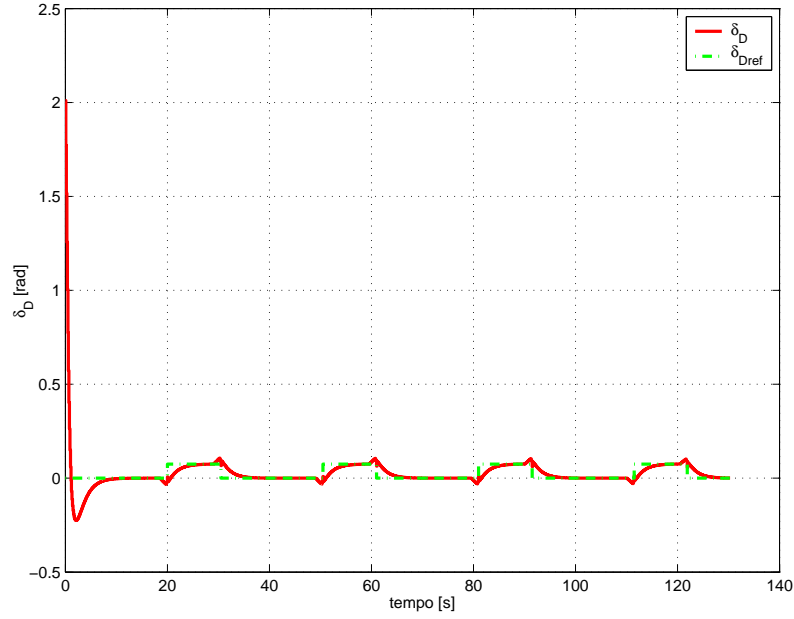


Figura 5.5: Entrada de Controle δ_D do Veículo Mini-Baja utilizando CPBM com o modelo cinemático do erro no espaço de estados. (Resultado de simulação.)

A trajetória de referência utilizada é uma trajetória retangular com lados de cinquenta metros, porém, as curvas desta foram projetadas para que o veículo faça-a com um raio de dez metros, já que o ângulo máximo de giro das rodas dianteiras permitido para o Mini-Baja é de $\sim 0,79rad$.

Os valores dos parâmetros do controlador foram escolhidos de tal forma que o veículo seguisse a trajetória com a melhor performance possível. Porém, como se pode perceber pela Figura 5.5, o ângulo de direção das rodas dianteiras imprime um valor que ultrapassa, no início da trajetória, o máximo permitido para o veículo, isto pois, o veículo inicia o percurso distante dela. Ajustes nos parâmetros foram realizados ($R \uparrow$ a partir de $R = 600$) para obter resultados com o ângulo δ_D dentro dos limites físicos do veículo para a trajetória em questão e partindo da mesma posição inicial. No entanto, quando isto acontece, o desempenho em relação ao seguimento da trajetória não é satisfeito, pois o robô móvel percorre as curvas da trajetória tangenciando-as pelo lado de dentro.

Ajustes nos horizontes N_2 e N_u também foram realizados, porém quando estes foram aumentados, além do sinal de controle não respeitar as especificações, o percurso era realizado tangenciando, também pelo lado de dentro, a trajetória de referência. Isto

se deve porque quanto maior o horizonte de predição, mais à frente o controlador irá enxergar o caminho a ser seguido e, assim, antecipará o trajeto. Porém, como o objetivo é que o veículo mova-se sobre a trajetória, uma solução seria considerar restrições nos estados e no sinal de controle.

Na Tabela 5.1 são apresentados os erros dos estados x , y e θ em relação à trajetória de referência, no final do percurso, para diferentes valores de N_u . O horizonte de predição e as ponderações dos estados e da entrada de controle são os mesmos citados acima.

Tabela 5.1: Erro dos estados x , y e θ utilizando CPBM com modelo cinemático do erro.

Horizonte de Controle	erro em x [cm]	erro em y [cm]	erro em θ [rad]
$N_u = 3$	-361,48	6,06	-0,20
$N_u = 8$	-134,58	2,08	0,00

Observa-se através dos dados obtidos que o erro do estado x é alto no término do trajeto. Isto pois, não está sendo usada a variável de controle da velocidade linear no modelo cinemático, já que neste trabalho é utilizada a metodologia de “Seguimento de caminho”. Assim, conforme descrito no Capítulo 2, o tempo que o veículo leva para percorrer a trajetória não é considerado. Para fazer com que o veículo chegue ao ponto final de destino com erro zero dos estados deve-se considerar que o sistema supervisor monitora o trajeto e, neste ponto, o robô seja desligado. Neste trabalho isto não foi tratado, tendo como objetivo somente que o veículo seguisse o trajeto com boa performance.

Nesta estratégia utilizada, o bloco *Gerador e Supervisor da Trajetória de Referência* é responsável por alimentar o bloco *Controlador Preditivo* com as N_2 amostras à frente do instante atual dos estados de referência e com as N_u amostras da entrada de referência a partir do instante k até o instante $k - N_u - 1$. Neste algoritmo não é realizada a supervisão do caminho percorrido pelo bloco *Gerador e Supervisor*, pois não é utilizada uma trajetória de aproximação.

Na subseção seguinte é desenvolvida a segunda estratégia de controle preditivo para controle da cinemática do veículo.

5.4.2 GPC MIMO Aplicado ao Modelo Cinemático em Coordenadas Locais

O veículo autônomo, com o objetivo de seguimento de trajetórias, é controlado aqui usando o algoritmo GPC MIMO aplicado ao modelo cinemático linearizado discreto em coordenadas locais discutido na Subseção 4.2.2. O modelo é apresentado novamente:

$$\begin{cases} x_L(k+1) = x_L(k) + v_D(k) \cdot T \\ y_L(k+1) = y_L(k) + v_D(k) \cdot T \cdot \delta_D(k) \\ \theta(k+1) = \theta(k) + \frac{v_D(k) \cdot T}{d_D} \cdot \delta_D(k) \end{cases} .$$

Para o algoritmo preditivo em questão, é necessário usar o modelo linear acima descrito através de função de transferência, onde se tem a relação entre as variáveis controladas, $\theta(k)$ e $y_L(k)$, e a variável manipulada, $\delta_D(k)$. Assim, o modelo cinemático linear em coordenadas locais pode ser escrito da seguinte forma:

$$(1 - z^{-1}) \cdot \begin{bmatrix} y_L(k) \\ \theta(k) \end{bmatrix} = v_D(k-1) \cdot T \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ 1/d_D \end{bmatrix} \cdot \delta_D(k-1) , \quad (5.30)$$

com v_D considerada constante entre duas amostras.

O modelo CARIMA (5.12) para o modelo (5.30) é dado por:

$$\begin{bmatrix} y_L(k) \\ \theta(k) \end{bmatrix} = \frac{v_D(k-1) \cdot T}{(1 - z^{-1})} \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ 1/d_D \end{bmatrix} \cdot \delta_D(k-1) + \frac{1}{(1 - z^{-1})^2} \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \cdot e(t) . \quad (5.31)$$

A partir do modelo (5.31) percebe-se que os modelos SISO relacionando a entrada δ_D com a orientação do veículo θ e a coordenada local y_L possuem a mesma dinâmica, porém, com ganhos estáticos diferentes.

Com o objetivo de calcular a sequência de controles futuros $\delta_D(k)$, $\delta_D(k+1)$, \dots , $\delta_D(k+N_u-1)$ é necessário obter as previsões das saídas $\hat{y}(k+j|k)$, com

$j = 1, \dots, N_2$. Neste caso as saídas $\mathbf{y}(k)$ do modelo são $y_L(k)$ e $\theta(k)$. Usando o modelo CARIMA (5.31) para o veículo, a equação Diofantina (5.15) é resolvida para obter a predição ótima de cada saída, tendo em vista a estrutura desacoplada do modelo (NORMEY-RICO *et al.*, 1998b). Portanto, as expressões da predição ótima para as variáveis $y_L(k)$ e $\theta(k)$ são:

$$\hat{y}_L(k+j|k) = 2 \cdot \hat{y}_L(k+j-1|k) - \hat{y}_L(k+j-2|k) + v_D(k-1) \cdot T \cdot \Delta\delta_D(k+j-1), \quad (5.32)$$

$$\hat{\theta}(k+j|k) = 2 \cdot \hat{\theta}(k+j-1|k) - \hat{\theta}(k+j-2|k) + \frac{v_D(k-1) \cdot T}{d_D} \cdot \Delta\delta_D(k+j-1), \quad (5.33)$$

ou em forma vetorial:

$$\begin{bmatrix} \hat{y}_L(k+1|k) \\ \vdots \\ \hat{y}_L(k+N_{2y_L}|k) \\ \hat{\theta}(k+1|k) \\ \vdots \\ \hat{\theta}(k+N_{2\theta}|k) \end{bmatrix} = \mathbf{G} \cdot \begin{bmatrix} \Delta\delta_D(k) \\ \Delta\delta_D(k+1) \\ \vdots \\ \Delta\delta_D(k+N_u-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} f_{y_L}(1) \\ \vdots \\ f_{y_L}(N_{2y_L}) \\ f_{\theta}(1) \\ \vdots \\ f_{\theta}(N_{2\theta}) \end{bmatrix}, \quad (5.34)$$

onde as matrizes \mathbf{G} e \mathbf{f} , devido a característica integradora do modelo cinemático do veículo em coordenadas locais, são definidas da seguinte maneira:

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} v_D(k-1) \cdot T \cdot G_1 \\ \frac{v_D(k-1) \cdot T}{d_D} \cdot G_2 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{G}_p = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 2 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ N_{2p} & N_{2p}-1 & \dots & N_{2p}-N_u-1 \end{bmatrix}, \quad (5.35)$$

$$\mathbf{f} = \begin{bmatrix} f_1 & 0 \\ 0 & f_2 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \hat{y}_L(k|k) \\ \hat{y}_L(k-1|k) \\ \hat{\theta}(k|k) \\ \hat{\theta}(k-1|k) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{f}_p = \begin{bmatrix} 2 & -1 \\ 3 & -2 \\ \vdots & \vdots \\ N_{2p} + 1 & -N_{2p} \end{bmatrix}, \quad (5.36)$$

sendo p o índice da saída.

Portanto, com a expressão da predição das saídas (5.34), minimiza-se a função custo (5.24) em relação à $\Delta\delta_D$, e da expressão (5.26), o cálculo da lei de controle linear é dado por:

$$\Delta\delta_D(k) = \mathbf{K} \cdot (\mathbf{y}_{ref} - \mathbf{f}), \quad (5.37)$$

com

$$\mathbf{y}_{ref} = \begin{bmatrix} y_{Lref}(k+1) \\ \vdots \\ y_{Lref}(k+N_{2y_L}) \\ \theta_{ref}(k+1) \\ \vdots \\ \theta_{ref}(k+N_{2\theta}) \end{bmatrix}.$$

Como a matriz \mathbf{G}_p de resposta ao degrau é proporcional ao ganho estático do sistema, g_{ep} , para normalizar o efeito da ponderação R_p na matriz \mathbf{K} é necessário utilizar um valor proporcional a g_{ep}^2 . Assim, escolhe-se $R_p = R_{ep} \cdot g_{ep}^2$ e varia-se R_{ep} para ponderar o sinal de controle. Porém, o sistema possui duas saídas e uma entrada de controle, sendo assim, escolhe-se o ganho estático da saída que apresenta maior influência no controle. No caso do modelo cinemático em coordenadas locais escolhe-se o ganho do estado θ e a ponderação R é escrita da seguinte forma:

$$R = R_e \cdot \left(\frac{v_D(k)}{d_D} \right)^2, \quad (5.38)$$

onde o período de amostragem T não é considerado, porém o valor de R_e é $\frac{1}{T^2}$ menor.

Os resultados que seguem são obtidos considerando a velocidade v_D constante, ou seja, o ganho da planta mantém-se constante durante todo o percurso. Esta consideração é feita para que se possa comparar o custo computacional deste algoritmo com o discutido na Subseção 5.4.1. Assim, utilizando a estratégia de controle discutida nesta subseção é realizado o seguimento de uma trajetória com formato retangular no plano xy . Os parâmetros do controlador preditivo são ajustados para que se obtenha o melhor desempenho do veículo para o seguimento da trajetória proposta. A posição inicial e a velocidade v_D do veículo são as mesmas utilizadas na simulação com o modelo no espaço de estados. Os seguintes parâmetros são utilizados:

$$N_2 = [30 \quad 30]', \quad N_u = [10],$$

$$Q = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad R_e = [5],$$

e os seguintes resultados são obtidos:

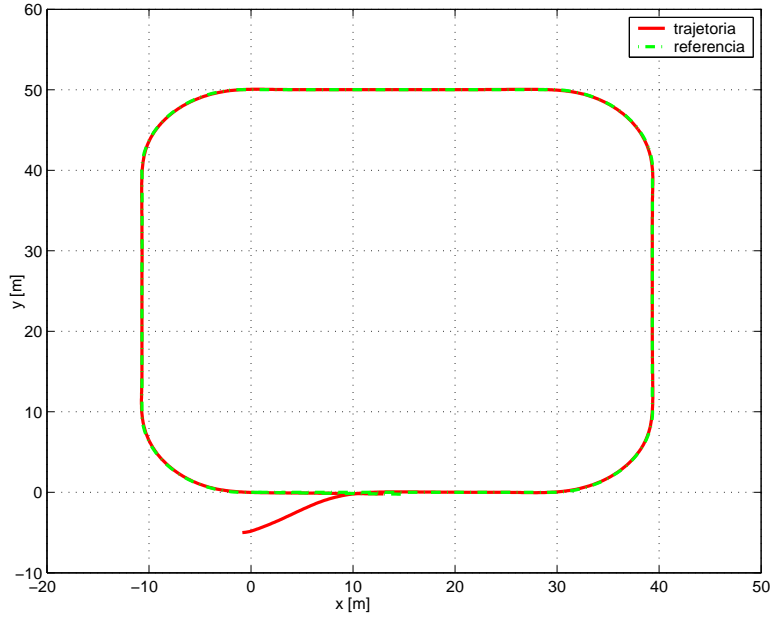


Figura 5.6: Trajetória xy do Veículo Mini-Baja para uma referência retangular utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais. (Resultado de simulação.)

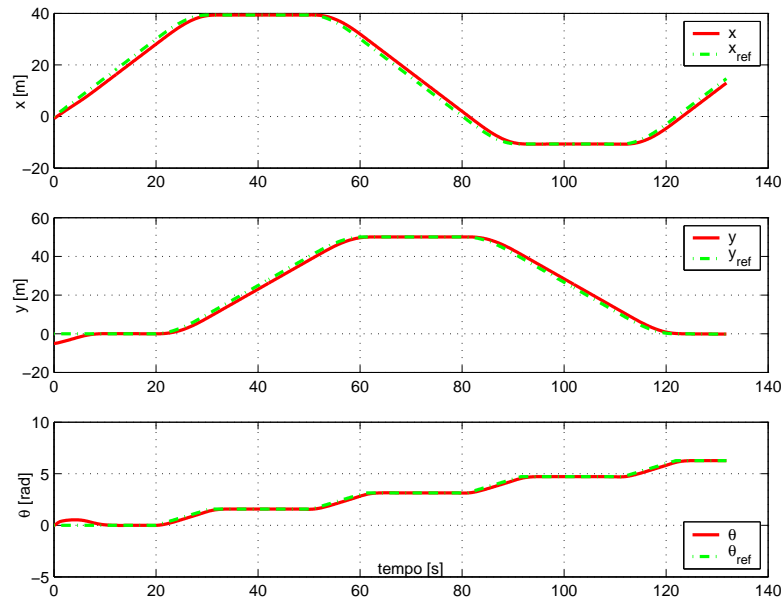


Figura 5.7: Estados x, y e θ do Veículo Mini-Baja utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais. (Resultado de simulação.)

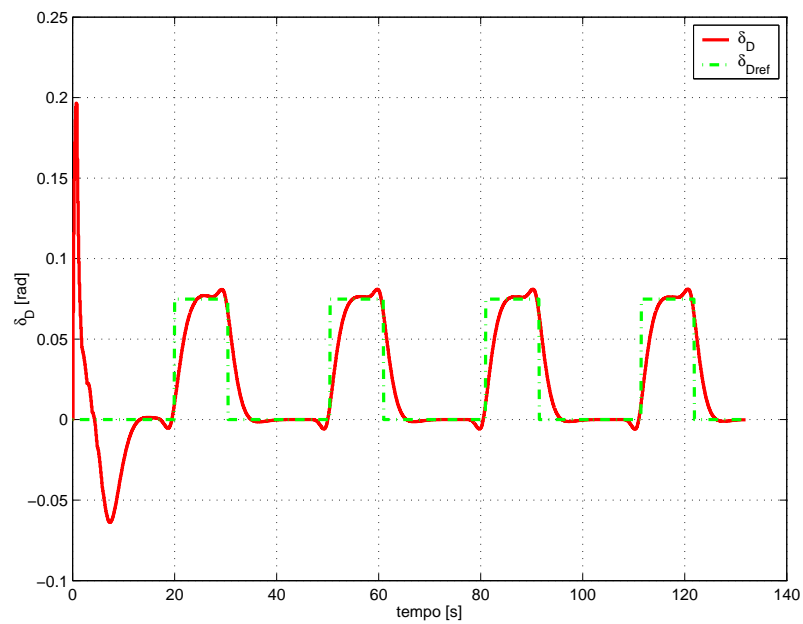


Figura 5.8: Entrada de Controle δ_D do Veículo Mini-Baja utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais. (Resultado de simulação.)

Observa-se pelas Figuras 5.6 a 5.8 que o veículo segue o caminho previamente determinado com boa performance e, ao contrário da estratégia de controle desenvolvida na Subseção 5.4.1, o ângulo de direção da roda dianteira, desenvolvido durante o percurso, em nenhum momento supera o valor máximo imposto pela mecânica do veículo.

Isto está relacionado ao uso da trajetória de aproximação *Pure-Pursuit* neste algoritmo. Esta faz com que o veículo aproxime-se de maneira suave do caminho de referência. A trajetória de aproximação é desenvolvida, de acordo com a estrutura da Figura 5.2, pelo bloco *Gerador e Supervisor da Trajetória de Referência*. Para gerar os valores de referência futuros, este recebe o caminho a ser seguido do bloco *Plano de Rota* e a cada passo cria uma trajetória de aproximação a partir das N_2 amostras dos estados de referência, x_{ref} , y_{ref} e θ_{ref} , à frente da posição atual do veículo. Com isso, converte-se esta rota de aproximação para as coordenadas locais deste no instante atual.

Neste caso, é realizada também a supervisão do caminho percorrido, onde é monitorada a distância do veículo à trajetória de referência, em instantes previamente determinados. Aqui esta distância é verificada a cada dez amostras, e se ela é maior que a metade do comprimento do veículo o parâmetro *lookahead*, utilizado pela trajetória de aproximação, é redefinido.

Os parâmetros do CPBM usados neste algoritmo foram ajustados considerando o objetivo de seguir a trajetória com o melhor desempenho possível. Da mesma forma que na Subseção 5.4.1, quando aumentada a ponderação do esforço de controle, o veículo tangencia o caminho desejado pelo lado de dentro. Foram realizadas simulações variando também os horizontes de controle e predição e observou-se que quando aumentado tanto N_2 quanto N_u o veículo tendia a antecipar o trajeto, realizando os percursos em curva pelo lado de dentro destes. Isto é aceitável devido à posição inicial do veículo não coincidir com o ponto de início da trajetória de referência e, quanto maior o horizonte de predição mais à frente o controlador enxerga a trajetória de referência, como mencionado anteriormente, mas como a velocidade não é controlada em relação à cinemática do veículo, a única maneira de alcançar o ponto de destino é percorrendo o caminho mais curto.

Na Tabela 5.2 são apresentados os erros dos estados x , y e θ em relação à trajetória

de referência gerada pelo *Plano de Rota* e à trajetória de aproximação no final do percurso para diferentes valores de N_u . O horizonte de predição, e as ponderações dos estados e da entrada de controle são os mesmos citados acima.

Tabela 5.2: Erro dos estados x , y e θ utilizando CPBM com modelo cinemático em coordenadas locais.

Horizonte de Controle	Trajetória de Referência			Trajetória de Aproximação		
	erro em x [cm]	erro em y [cm]	erro em θ [rad]	erro em x [cm]	erro em y [cm]	erro em θ [rad]
$N_u = 10$	-184,91	2,97	0,00	0,00	0,00	0,00
$N_u = 15$	-127,19	2,01	0,00	0,00	0,00	0,00

Como na Subseção 5.4.1, neste trabalho é tratado o problema de “Seguimento de caminho” e, conforme descrito no Capítulo 2, o tempo que o veículo leva para percorrer a trajetória não é considerado. Para fazer com que o veículo chegue ao ponto final de destino com erro zero dos estados, deve-se considerar que o sistema supervisor monitora o caminho e, neste ponto, o robô seja freado até ter a sua velocidade $v_D = 0$. Neste trabalho isto não foi tratado, tendo como objetivo somente que o veículo seguisse o trajeto com boa performance. Através da Tabela 5.2 observa-se que o veículo segue a trajetória de referência usada pelo controlador para calcular as ações de controle, no caso a trajetória de aproximação, com erro zero.

No entanto, quando é exigido que o veículo percorra trajetórias a velocidades maiores deve-se considerar a dinâmica do veículo, como comentado anteriormente. Devido à estratégia de controle preditivo apresentada nesta subseção ter obtido melhores resultados do que a da Subseção 5.4.1, principalmente em relação à aproximação do veículo à trajetória de referência, esta foi executada utilizando a mesma trajetória retangular descrita acima, porém o veículo percorre o trajeto com velocidade de $v_D = 2,77m/s$ ($v_D = 10km/h$). Os parâmetros do controlador e a posição inicial do veículo são os mesmos apresentados acima. Assim, são obtidos os seguintes resultados de simulação:

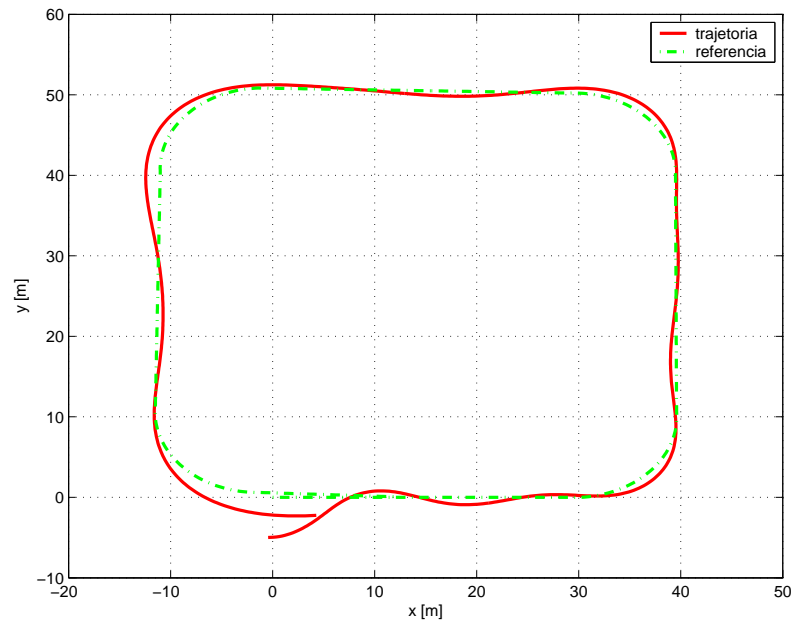


Figura 5.9: Trajetória xy do Veículo Mini-Baja para uma referência retangular utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais a $v_D = 2,77m/s$. (Resultado de simulação.)

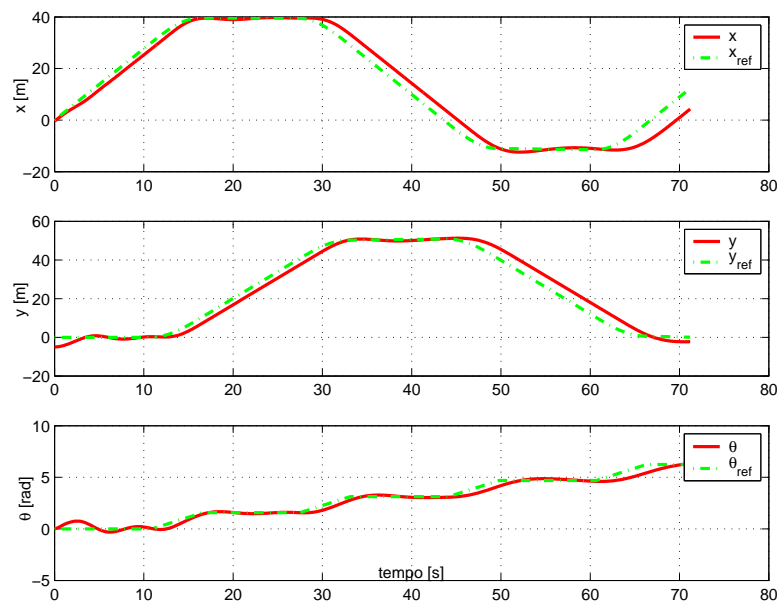


Figura 5.10: Estados x, y e θ do Veículo Mini-Baja utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais a $v_D = 2,77m/s$. (Resultado de simulação.)

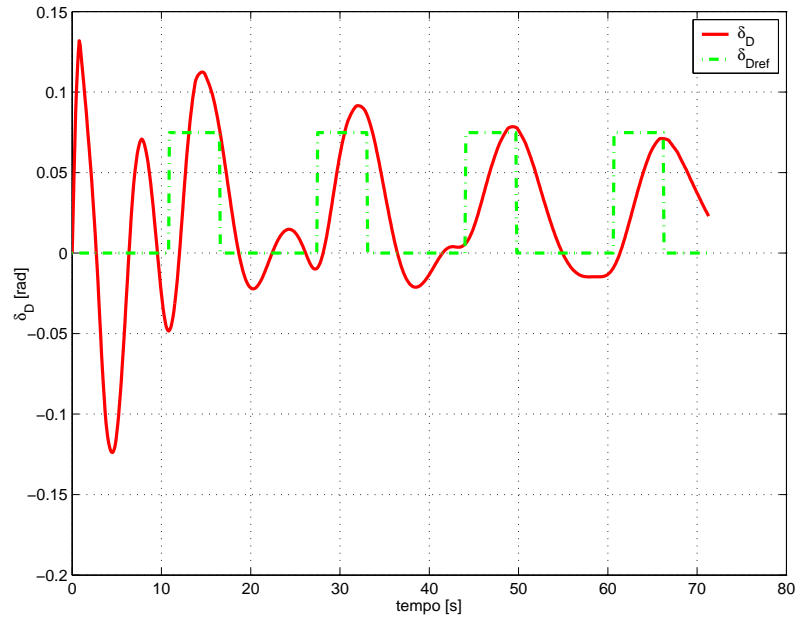


Figura 5.11: Entrada de Controle δ_D do Veículo Mini-Baja utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais a $v_D = 2,77m/s$. (Resultado de simulação.)

Observa-se através das Figuras 5.9 a 5.11 que, quando exigido que o veículo percorra a trajetória à velocidade elevada controlando somente a cinemática do veículo não se obtém bom desempenho no seguimento do caminho. O veículo apresenta uma trajetória oscilatória em torno da referência, não conseguindo convergir com exatidão para o caminho desejado. Isto se dá, principalmente, por causa das forças externas que são amplificadas com o aumento da velocidade.

Portanto, pelos resultados apresentados, percebe-se que para obter boa performance no seguimento de trajetórias em velocidades elevadas é necessário o controle da dinâmica do veículo autônomo.

Na subseção seguinte é realizado um estudo comparativo do custo computacional entre os dois algoritmos desenvolvidos.

5.4.3 O Custo Computacional do CPBM

Como se sabe, as estratégias de controle preditivo permitem um tratamento sistemático das restrições, performance e estabilidade. No entanto, estes algoritmos podem ser computacionalmente custosos para o cálculo da lei de controle. Este problema se

agrava ainda mais quando se tem um CPBM não-linear e são consideradas restrições nos estados e nas variáveis de controle, pois requerem a solução *on-line* de um problema de programação quadrática (ROSSITER, 2003). No início da utilização do CPBM, este era aplicado somente em plantas lineares e com grandes constantes de tempo. Porém, o avanço da capacidade dos processadores atuais faz com que o uso do CPBM em sistema com dinâmicas rápidas seja cada vez mais possível (KÜHNE, 2005).

Entretanto, como o objetivo deste trabalho é desenvolver um algoritmo para ser implementado em uma plataforma embarcada, não foram consideradas restrições nos estados e nas variáveis de controle, e, além disso, com intuito de obter um menor custo computacional possível, foram desenvolvidos os modelos lineares para os processos em questão. Sendo assim, a estratégia de controle preditivo se resume em resolver uma função de custo quadrática algebricamente, conforme apresentado nas subseções anteriores. Porém, mesmo sendo feitas estas considerações, os algoritmos continuam custosos computacionalmente. Isto devido a necessidade de calcular as previsões das saídas e os sinais de controle futuros a cada passo amostral.

Através dos resultados obtidos das duas estratégias utilizadas, pode-se perceber que ambas conduziram o veículo à trajetória desejada com bom desempenho quando exigido uma velocidade $v_D = 1,5m/s$, apesar de que, no controle preditivo utilizando o modelo cinemático do erro o sinal de controle superou o máximo permitido para esta variável. Portanto, para decidir qual algoritmo será utilizado, é realizado um estudo comparativo do custo computacional destes. Para isto, o critério utilizado é o número de operações em ponto flutuante realizadas em cada período de amostragem. Para o modelo cinemático é utilizada uma taxa de amostragem de 0,1s. O número de operações em ponto flutuante é contado através da função `flops` do *MatLab*.

Os dados da Tabela 5.3 foram obtidos das simulações realizadas nas Subseções 5.4.1 e 5.4.2.

Através dos dados obtidos, observa-se que o algoritmo CPBM utilizando espaço de estados aplicado ao modelo cinemático do erro é extremamente mais custoso computacionalmente do que o algoritmo GPC aplicado ao modelo cinemático em coordenadas locais. Isto se dá pela necessidade do primeiro algoritmo linearizar sucessivamente o modelo do veículo, a cada passo amostral, para todo o horizonte de previsão. Assim,

Tabela 5.3: Custo Computacional do CPBM aplicado ao Modelo Cinemático do Veículo.

Algoritmos	Horizonte de Controle	Número de operações em ponto flutuante por período de amostragem
CPBM utilizando o	$N_u = 3$	46.163
modelo no espaço de estados	$N_u = 8$	110.399
GPC utilizando o	$N_u = 10$	4.841
modelo em coordenadas locais	$N_u = 15$	5.446

conforme já tinha sido observado nos resultados das simulações e agora com uma considerável diferença no custo computacional, para o controlador do modelo cinemático será utilizado o controle utilizando função de transferência GPC com trajetória de aproximação. Os demais controladores que serão desenvolvidos utilizarão também o GPC.

Em KÜHNE (2005) foi realizado um estudo do custo computacional comparando os algoritmos de CPBM não-linear e linear, através do mesmo critério aqui utilizado, número de operações em ponto flutuante por período de amostragem. Os controladores foram aplicados a um robô móvel com acionamento diferencial, utilizando o modelo cinemático do erro e a função custo (5.6). No trabalho desenvolvido em KÜHNE (2005) foi solucionado o problema de rastreamento de trajetória, onde a velocidade tangencial do veículo é uma entrada de controle. Na Tabela 5.4 serão apresentados os resultados por ele obtidos.

Tabela 5.4: Custo Computacional do CPBM não-linear e linear aplicados a um robô móvel com acionamento diferencial em KÜHNE (2005).

Algoritmos	Horizonte de Controle	Número de operações em ponto flutuante por período de amostragem
CPBM não-linear	$N_2 = N_u = 5$	624.000
CPBM linear	$N_2 = N_u = 5$	16.431

Através dos resultados obtidos em KÜHNE (2005) comprova-se que o algoritmo aqui utilizado, GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais e trajetória de

aproximação, é menos custoso computacionalmente que os algoritmos de CPBM linear com o modelo no espaço de estados e, conseqüentemente, de CPBM não-linear.

A seguir é apresentado o projeto dos controladores preditivos utilizados na dinâmica do veículo Mini-Baja, bem como os resultados de simulação com ele realizados.

5.5 CPBM Aplicado ao Modelo Dinâmico

Tendo em vista que o veículo Mini-Baja apresenta uma massa e dimensões não desprezíveis (ver Apêndice A), quando é exigido bom desempenho em velocidades elevadas e com forças externas sendo aplicadas sobre o veículo, é necessário o controle da dinâmica deste, como pode-se observar nos resultados apresentados quando foi imposto $v_D = 2,77m/s$ e controlando somente a cinemática do veículo. Conforme o modelo dinâmico, obtido na Seção 4.4, um controle em cascata é desenvolvido. Assim sendo, o controle da dinâmica de velocidade do veículo, expressa em (4.44), e o controle das dinâmicas da orientação do vetor velocidade e da velocidade angular do veículo, expressas em (4.42) e (4.43), formam tal estrutura, que é representada na Figura 5.12. A malha de controle de velocidade considera que a cada passo amostral, os valores da velocidade angular do veículo e do ângulo da velocidade permanecem sobre o valor de referência, pois a resposta da dinâmica desta é mais lenta que as das outras duas. Portanto, a dinâmica destas duas variáveis pode ser considerada um ganho para a malha de velocidade durante um período de amostragem desta.

Ambos os processos são controlados através do algoritmo GPC desenvolvido na Seção 5.3. Este requer os modelos linearizados dos processos, assim, na Subseção 4.4.3 tais modelos foram obtidos, sendo que, as expressões (4.42) e (4.43) foram linearizadas através de Séries de Taylor, e o modelo linearizado para a variável velocidade foi obtida através de identificação *in locus* (GOMES, 2003). Os modelos linearizados de β e $\dot{\theta}$ são apresentados novamente:

$$\dot{\beta} = \dot{\theta} \cdot \left(\frac{c_T \cdot d_T - c_D \cdot d_D}{m \cdot v^2} - 1 \right) - \beta \cdot \left(\frac{c_T + c_D}{m \cdot v} \right) + \frac{F_{xD} \cdot \delta_D}{m \cdot v} + \frac{c_D \cdot \delta_D}{m \cdot v} ,$$

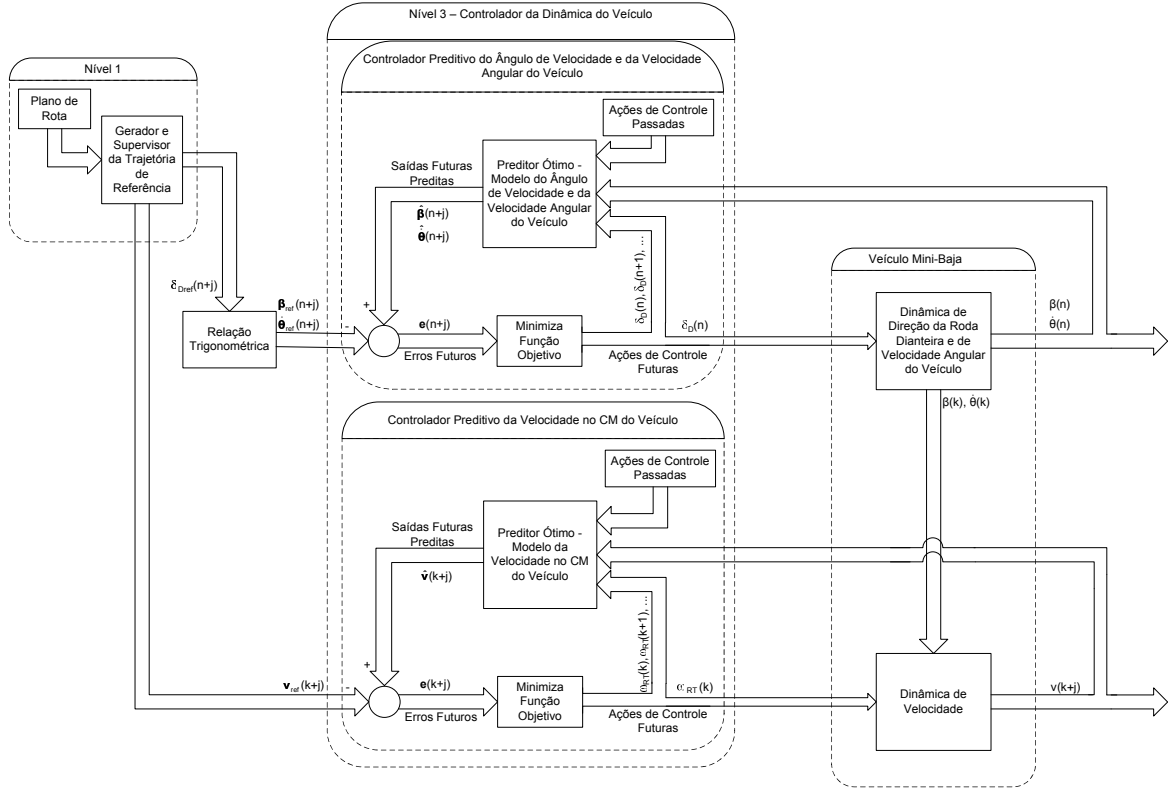


Figura 5.12: Estrutura do controle do modelo dinâmico.

$$\ddot{\theta} = \frac{\beta}{J_z} \cdot (c_T \cdot d_T - c_D \cdot d_D) - \frac{\dot{\theta}}{J_z \cdot v} \cdot (c_T \cdot d_T^2 + c_D \cdot d_D^2) + \frac{c_D \cdot d_D \cdot \delta_D}{J_z} + \frac{F_{xD} \cdot d_D \cdot \delta_D}{J_z},$$

onde a função de transferência com condições iniciais nulas é:

$$G(s)_{\beta, \theta} = \frac{1}{s^2 + (a + d) \cdot s + (ad - bc)} \begin{bmatrix} e \cdot s + (de + bf) \\ f \cdot s + (af + ce) \end{bmatrix}, \quad (5.39)$$

com:

$$a = \frac{c_T + c_D}{m \cdot v} , \quad b = \frac{c_T \cdot d_T - c_D \cdot d_D}{m \cdot v^2} - 1 , \quad c = \frac{c_T \cdot d_T - c_D \cdot d_D}{J_z} ,$$

$$d = \frac{c_T \cdot d_T^2 + c_D \cdot d_D^2}{J_z \cdot v} , \quad e = \frac{c_T \cdot d_T^2 + c_D \cdot d_D^2}{J_z \cdot v} \mathbf{e} , \quad f = \frac{d_D \cdot (c_D + F_{xD})}{J_z} .$$

A função de transferência que relaciona a velocidade tangencial do veículo no CM com a aceleração angular da roda de tração é:

$$G(s)_{vel} = \frac{V_{V_{accel}}}{T_{Mgas} \cdot T_V \cdot s^2 + (T_{Mgas} + T_V) \cdot s + 1} . \quad (5.40)$$

As funções de transferência amostradas para as expressões (5.39) e (5.40) são obtidas utilizando a função `c2d` do *MatLab*. Assim, se obtêm os polinômios $A_p(z^{-1})$ e $B_{pq}(z^{-1})$ do processo e, com estes, chega-se ao modelo CARIMA (5.12). O algoritmo GPC é executado nas duas malhas de controle do modelo dinâmico do veículo, seguindo os passos da expressão (5.14) até (5.26), onde se obtêm as leis de controle linear para os dois modelos:

$$\Delta\delta_D(k) = K \cdot (\mathbf{y}_{ref} - \mathbf{f}) , \quad \mathbf{y}_{ref} = \begin{bmatrix} \beta_{ref}(k+1) \\ \vdots \\ \beta_{ref}(k+N_{2\beta}) \\ \dot{\theta}_{ref}(k+1) \\ \vdots \\ \dot{\theta}_{ref}(k+N_{2\dot{\theta}}) \end{bmatrix} \quad (5.41)$$

e

$$\Delta\omega_{RT}(k) = K \cdot (\mathbf{v}_{ref} - \mathbf{f}) , \quad \mathbf{v}_{ref} = \begin{bmatrix} v_{ref}(k+1) \\ \vdots \\ v_{ref}(k+N_{2v}) \end{bmatrix} . \quad (5.42)$$

Para a referência de velocidade foi utilizado um filtro de primeira ordem, descrito pela expressão (5.43), a fim de suavizar as mudanças desta.

$$v_{refF}(k+1) = \alpha \cdot v_{refF}(k) + (1 - \alpha) \cdot v_{ref}(k) , \quad (5.43)$$

onde α foi usado igual 0,95.

Assim, aplica-se o algoritmo GPC à cada malha de controle separadamente. As simulações do controle do modelo dinâmico do veículo, representado pela Figura 5.12, são realizadas utilizando uma trajetória de referência com formato retangular, e considera-se que a velocidade no ponto de guiamento (eixo dianteiro do veículo) pode ser variável, ou seja, gera-se uma trajetória de referência onde o veículo percorre caminhos retilíneos com uma velocidade e em trajetos curvilíneos com outra. O bloco *Relação Trigonométrica* do diagrama (5.12) calcula a relação estática entre o ângulo da roda dianteira, δ_D , e da velocidade no CM, β , a qual é desenvolvida no Apêndice B. Os seguintes parâmetros dos controladores das duas malhas são utilizados:

$$N_{2_{\beta,\dot{\theta}}} = [10 \quad 10]' , \quad N_{u_{\delta_D}} = [10] ,$$

$$Q_{\beta,\dot{\theta}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} , \quad R_{\delta_D} = [0, 5] ,$$

$$N_{2_v} = [20] , \quad N_{u_{\dot{\omega}_{RT}}} = [20] ,$$

$$Q_v = [1] , \quad R_{\dot{\omega}_{RT}} = [0.05] .$$

Os resultados obtidos consideram a referência de velocidade, v_{Dref} , igual à $1,5m/s$ em retas e $1m/s$ em curvas, condições iniciais nulas para as variáveis β e θ e a velocidade inicial do veículo no CM igual à $1,5m/s$.

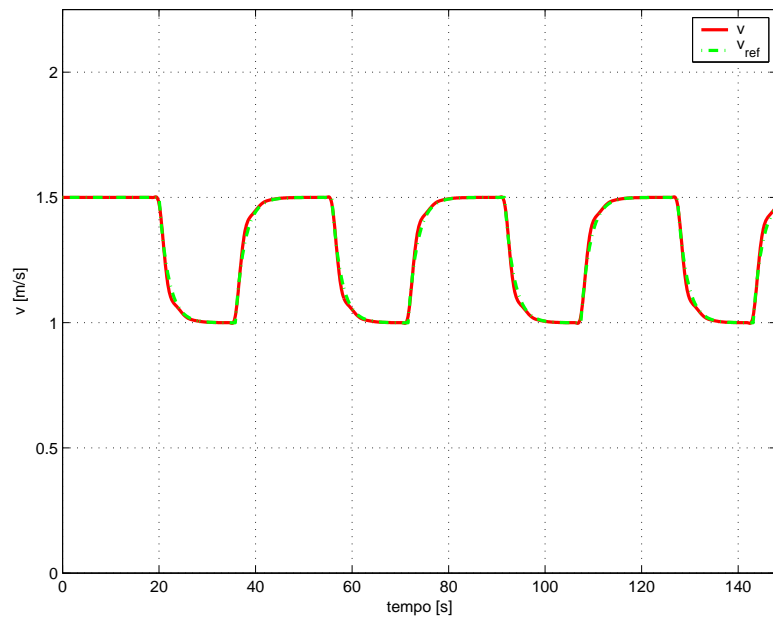


Figura 5.13: Velocidade do Veículo Mini-Baja no CM executada durante a trajetória utilizando GPC aplicado ao modelo dinâmico. (Resultado de simulação.)

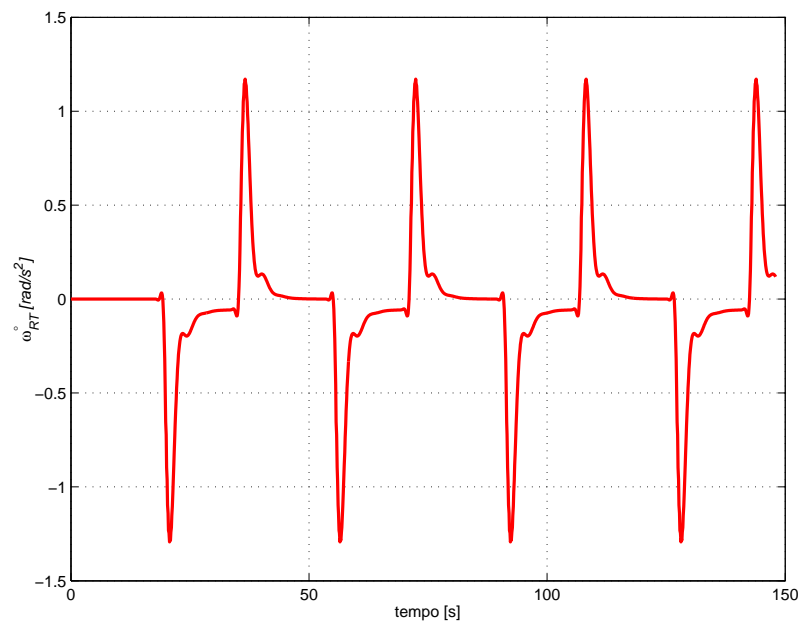


Figura 5.14: Entrada de controle ω_{RT} da malha de controle de velocidade utilizando GPC aplicado ao modelo dinâmico. (Resultado de simulação.)

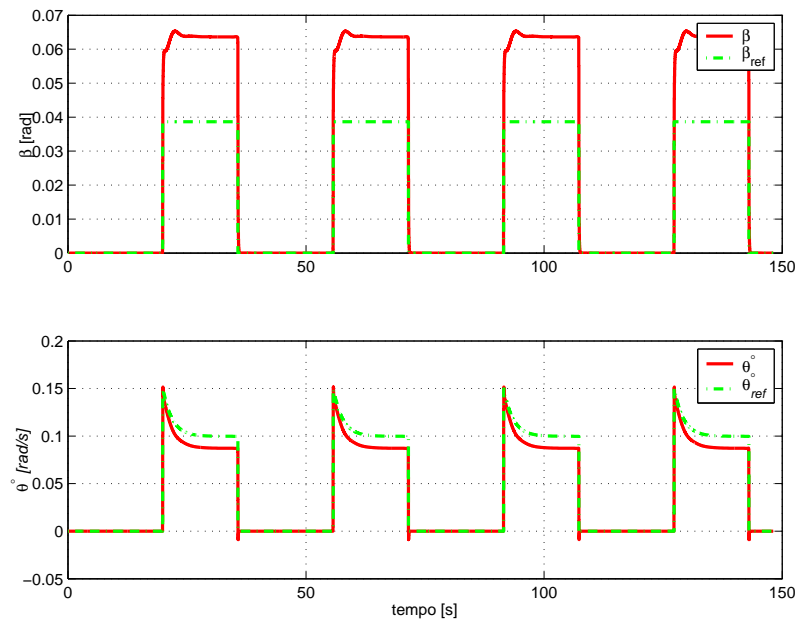


Figura 5.15: Estados β e $\dot{\theta}$ do Veículo Mini-Baja utilizando GPC aplicado ao modelo dinâmico. (Resultado de simulação.)

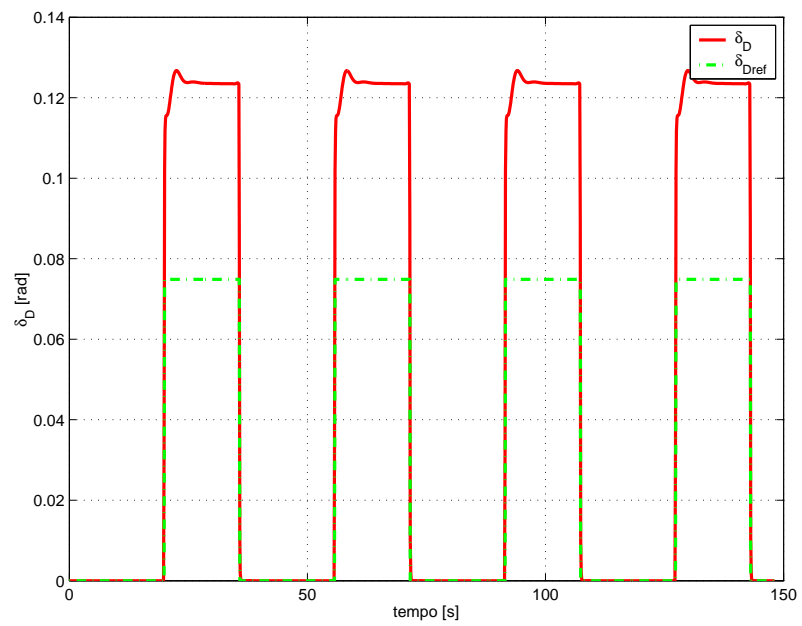


Figura 5.16: Entrada de Controle δ_D do Veículo Mini-Baja utilizando GPC aplicado ao modelo dinâmico. (Resultado de simulação.)

Os parâmetros do controlador da malha de orientação da velocidade e da velocidade angular, foram ajustados com o horizonte de predição que capture essas dinâmicas e com o horizonte de controle que mantenha o sinal de controle suave, já que este processo interfere tanto na cinemática quanto na dinâmica de velocidade. Para a malha de velocidade, o ajuste dos parâmetros do controlador foi realizado objetivando que o processo ofereça uma resposta o mais rápida possível sem que ocorra oscilação. Pelos resultados apresentados percebe-se que o objetivo foi alcançado.

Observa-se também através dos resultados obtidos que a referência é alcançada pelo veículo, porém, nas variáveis β e $\dot{\theta}$ ocorre um erro em regime permanente. Para que o controle da dinâmica funcione adequadamente as referências de β e $\dot{\theta}$ devem ser geradas pelo controlador da cinemática do veículo de forma suave, validando o modelo linearizado. Como nesta simulação o controle da cinemática não está sendo usado, as variações de β e de $\dot{\theta}$ são muito grandes ocasionando o erro.

Sendo assim, para solucionar o problema de seguimento de trajetórias com bom desempenho e robustez, é necessário o controle tanto da cinemática quanto da dinâmica do Mini-Baja. Na seção que segue estas considerações são feitas e o problema em questão é resolvido.

5.6 Controle do Veículo Mini-Baja para Seguimento de Trajetórias

Nesta seção é realizado o controle do veículo para seguimento de trajetórias considerando o modelo cinemático e dinâmico deste. O controle da cinemática do Mini-Baja é realizado utilizando o controlador preditivo desenvolvido na Subseção 5.4.2, que, conforme estudo do custo computacional realizado anteriormente, apresentou menor tempo de execução a cada ciclo e, devido ao uso da trajetória de aproximação, um sinal de controle mais suave que o CPBM utilizando o modelo no espaço de estados. A estrutura de controle preditivo do veículo é apresentada na Figura 5.17.

No diagrama da Figura 5.17 os três níveis são utilizados. O nível um é composto pelo planejador de trajetória (bloco *Plano de Rota*), que é encarregado de definir o

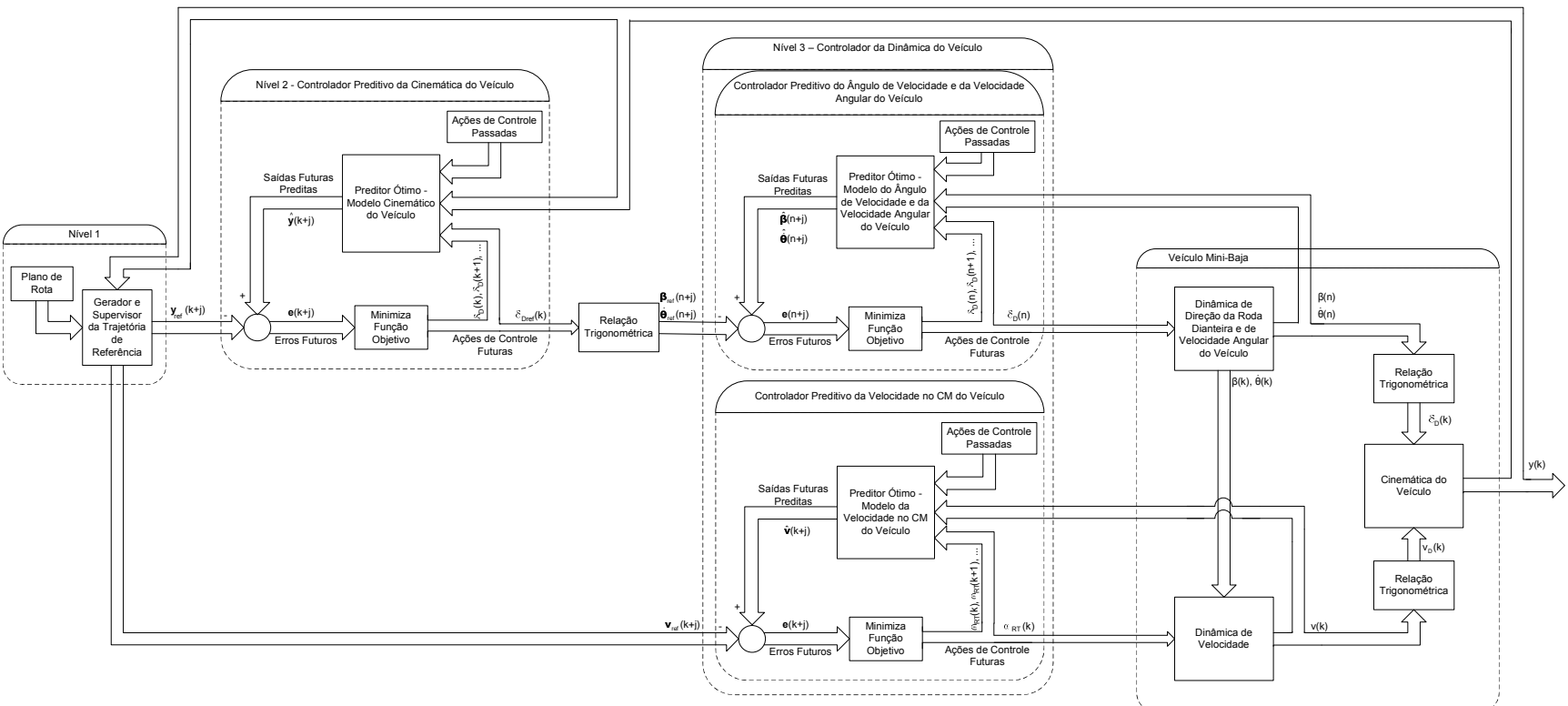


Figura 5.17: Estrutura de controle preditivo do Veículo Mini-Baja.

caminho a ser seguido e passá-lo para o bloco *Gerador e Supervisor da Trajetória de Referência*; este, a cada ciclo, gera a trajetória de aproximação, através da estratégia *Pure-Pursuit*, tomando as N_2 amostras dos estados de referência à frente da posição atual do veículo e, após, a converte para o sistema de coordenadas fixo ao veículo no instante k . A cada dez amostras, este bloco realiza, também, a verificação da distância entre o veículo e o ponto de destino sobre a trajetória de referência; se esta for maior que a metade do comprimento do veículo o parâmetro *lookahead* é redefinido.

Assim, no segundo nível é realizado o controle da cinemática do Mini-Baja, onde a estratégia de controle GPC utilizando o modelo cinemático em coordenadas locais é desenvolvida. Esta recebe do bloco *Gerador e Supervisor da Trajetória de Referência*, a cada ciclo, a referência futura para as variáveis y_L e θ e calcula os N_u valores futuros da variável δ_D baseado no modelo cinemático do veículo. Estes valores de controle tornam-se a referência para o controlador das dinâmicas do ângulo de velocidade e da velocidade angular do robô móvel. Porém, antes disso, é realizada a conversão dos valores de δ_D para β e $\dot{\theta}$ através do bloco *Relação Trigonométrica*. Os valores de referência da variável $\dot{\theta}$ dependem também do valor da velocidade tangencial no eixo dianteiro, v_D .

No nível três, com os valores de referência das variáveis β e $\dot{\theta}$ e a referência de velocidade sendo obtida do bloco *Gerador e Supervisor da Trajetória de Referência* através de uma realimentação *FeedForward*, é executado o controlador das dinâmicas do veículo, o qual gera os valores dos sinais de controle futuros, δ_D , baseado na dinâmica do Mini-Baja, e $\dot{\omega}_{RT}$. Assim, estes valores são aplicados ao veículo e, a partir dos sinais das saídas β e v , novamente, o bloco *Relação Trigonométrica* é utilizado para converter estes valores para os dados utilizados pela cinemática do veículo, que são δ_D e v_D . Feito isso, finalmente, é definida a localização do veículo no sistema de coordenadas globais.

Simulações considerando a estrutura descrita acima, são realizadas aqui, para diversas trajetórias. Os resultados que seguem são obtidos para três trajetos, aos quais o veículo foi submetido. Primeiramente, são apresentados resultados para uma trajetória retangular, a fim de compará-los aos apresentados nas Figuras 5.9 a 5.11, onde mostrou-se que controlando somente a cinemática do veículo não é possível seguir um trajeto com bom desempenho à velocidade elevada. Considera-se que o veículo percorre

o trajeto com velocidade $v_D = 2,77m/s$ e parte da posição inicial $x_0 = [-1 \quad -5 \quad 0]'$. Os seguintes parâmetros dos controladores dos modelos cinemático e dinâmico são ajustados, igualmente, para as três trajetórias. Estes são:

$$\begin{aligned}
 N_{2_{\beta,\dot{\theta}}} &= [10 \quad 10]' , & N_{u_{\delta_D} din} &= [10] , & N_{2_v} &= [20] , & N_{u_{\dot{\omega}_{RT}}} &= [20] , \\
 Q_{\beta,\dot{\theta}} &= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} , & R_{\delta_D din} &= [0, 5] , & Q_{\dot{\omega}_{RT}} &= [1] , & R_{\dot{\omega}_{RT}} &= [0, 05] , \\
 N_{2_{y_L,\theta}} &= [30 \quad 30]' , & N_{u_{\delta_D} cinem} &= [10] , \\
 Q_{y_L,\theta} &= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} , & R_{e_{\delta_D} cinem} &= [15] .
 \end{aligned}$$

Os parâmetros dos controladores da cinemática precisaram ser ajustados aqui, devido ao uso da estrutura completa de controle do veículo e para que realizasse as três trajetórias propostas com bom desempenho. Assim, mantiveram-se os valores dos horizontes de predição e controle, porém a ponderação do esforço de controle foi aumentada para oferecer maior robustez ao sistema. Os parâmetros dos controladores da dinâmica do robô não foram ajustados novamente, sendo que, através das simulações realizadas, estas malhas apresentaram comportamentos estáveis. Portanto, tem-se os seguintes resultados:

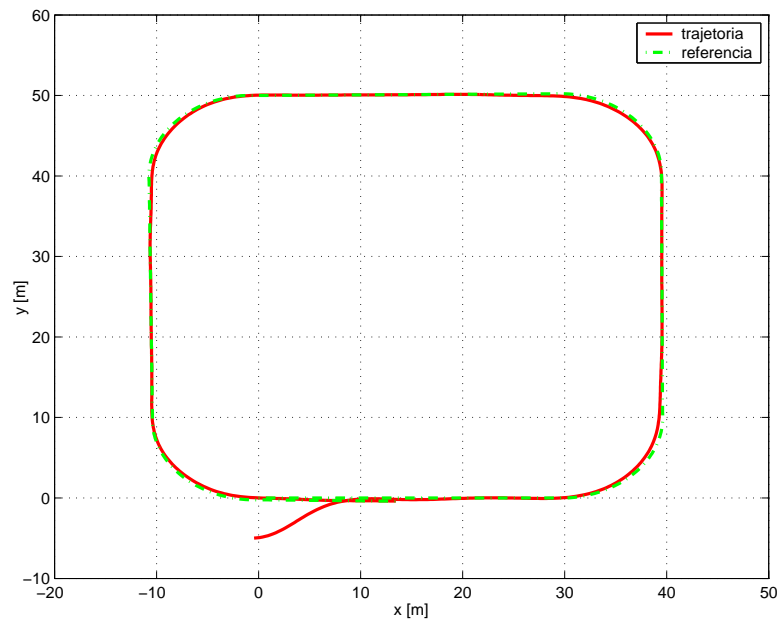


Figura 5.18: Trajetória xy do Veículo Mini-Baja para uma referência retangular considerando a arquitetura completa do veículo com velocidade constante e igual à $v_D = 2,77m/s$. (Resultado de simulação.)

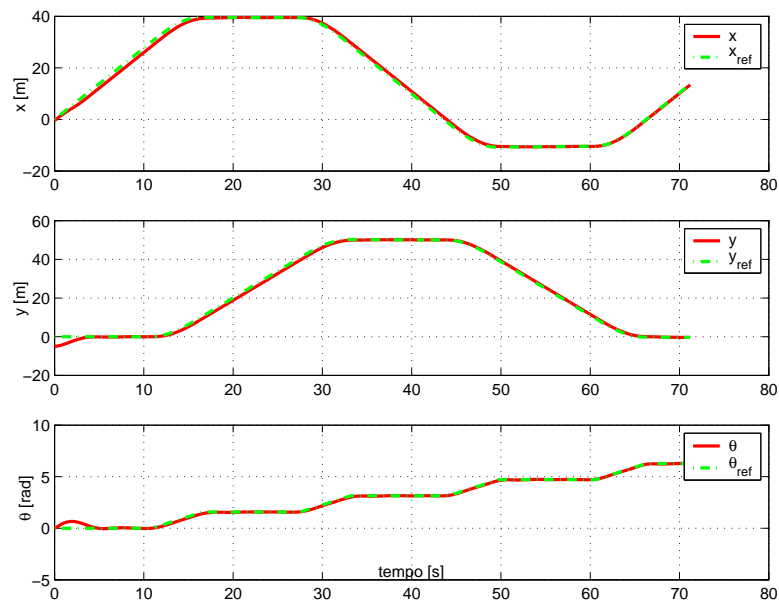


Figura 5.19: Estados x , y e θ do modelo cinemático durante a trajetória retangular com velocidade constante e igual à $v_D = 2,77m/s$. (Resultado de simulação.)

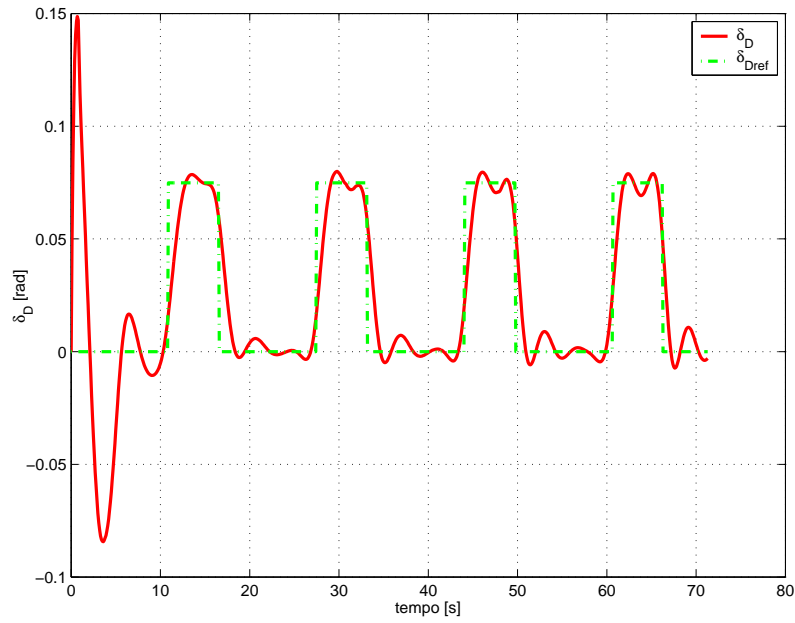


Figura 5.20: Entrada de Controle δ_D do Veículo Mini-Baja executada durante a trajetória retangular com velocidade constante e igual à $v_D = 2,77m/s$. (Resultado de simulação.)

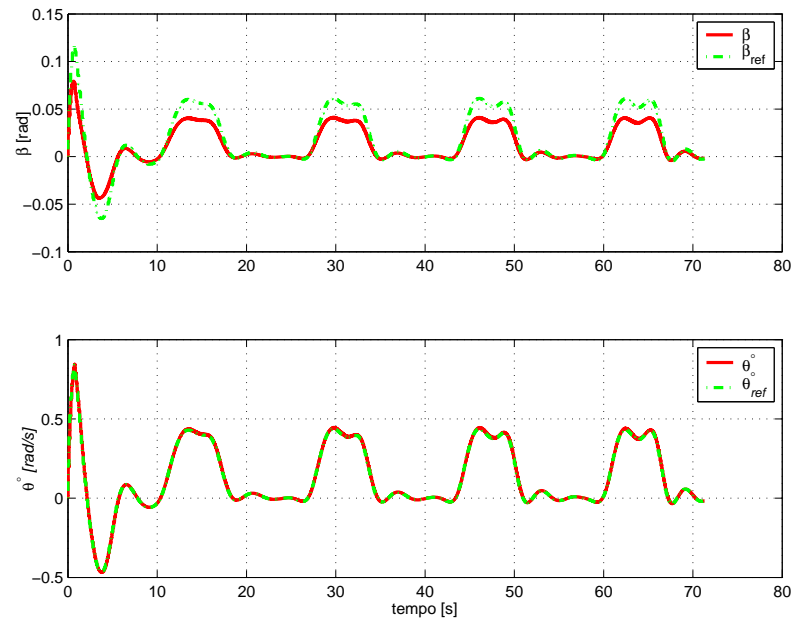


Figura 5.21: Estados β e $\dot{\theta}$ do Veículo Mini-Baja durante a trajetória retangular com velocidade constante e igual à $v_D = 2,77m/s$. (Resultado de simulação.)

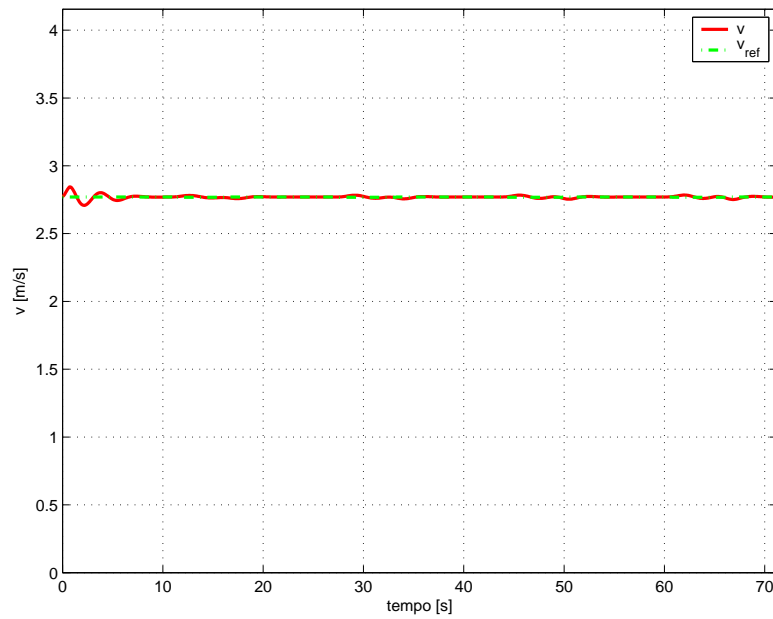


Figura 5.22: Velocidade do Veículo Mini-Baja no CM executada durante a trajetória retangular com velocidade constante e igual à $v_D = 2,77m/s$. (Resultado de simulação.)

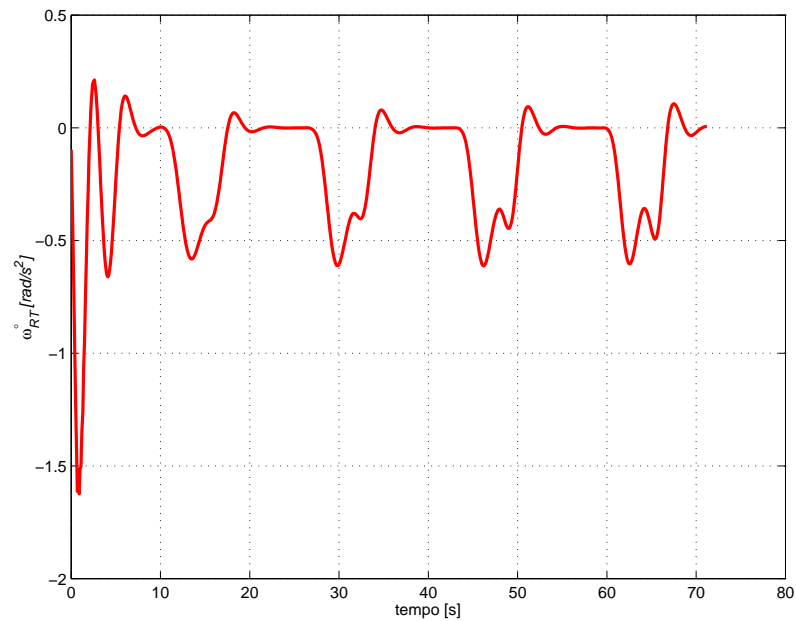


Figura 5.23: Entrada de controle $\dot{\omega}_{RT}$ da malha de controle de velocidade executada durante a trajetória retangular com velocidade constante e igual à $v_D = 2,77m/s$. (Resultado de simulação.)

Observa-se, pelas Figuras 5.18 a 5.23, que o veículo segue a trajetória com desempenho bastante satisfatório, apesar das influências da dinâmica do veículo Mini-Baja. Nota-se também que o erro em regime permanente da variável β , apresentado quando se considerou somente a dinâmica do veículo mantém-se, porém, menor. O erro permanece pois a relação trigonométrica entre a variável δ_D e a variável β é estática, ou seja, os valores da referência que são passados para a malha de orientação do vetor velocidade e da velocidade angular do veículo não consideram os efeitos da dinâmica do mesmo. Este erro representa a tendência do veículo sair do percurso causado pelas forças laterais aplicadas ao veículo quando este está movendo-se em velocidades elevadas. Porém, o ângulo aplicado à roda dianteira é corrigido constantemente devido ao controle da cinemática. Sendo assim, o veículo percorre a trajetória não apresentando oscilações em torno da referência.

Os resultados apresentados acima, quando comparados com os obtidos controlando somente a cinemática ou a dinâmica do veículo, mostram que a estrutura de controle preditivo cascata desenvolvida neste trabalho soluciona o problema de seguimento de trajetórias em velocidades elevadas com boa performance, compensando os efeitos da dinâmica do veículo acentuados em altas velocidades e guiando o veículo sobre o caminho previamente definido.

A seguir são mostrados resultados para três percursos distintos, onde se consideram diferentes posições iniciais e velocidades do veículo. Para uma trajetória retangular o veículo desenvolve trajetos retilíneos à $v_D = 2,77m/s$ e curvilíneos à $v_D = 1,85m/s$ e parte da posição $x_0 = [-1 \quad -5 \quad 0]'$, para uma trajetória com o formato de um oito o veículo tem como $v_{D0} = 1,5m/s$ e posição inicial $x_0 = [-2 \quad 10 \quad -\pi/2]'$ e, para a trajetória circular o veículo está com $v_{D0} = 2,5m/s$ e em $x_0 = [-1 \quad -5 \quad \pi/4]'$. Durante os dois últimos percursos o Mini-Baja executa-os com velocidade constante.

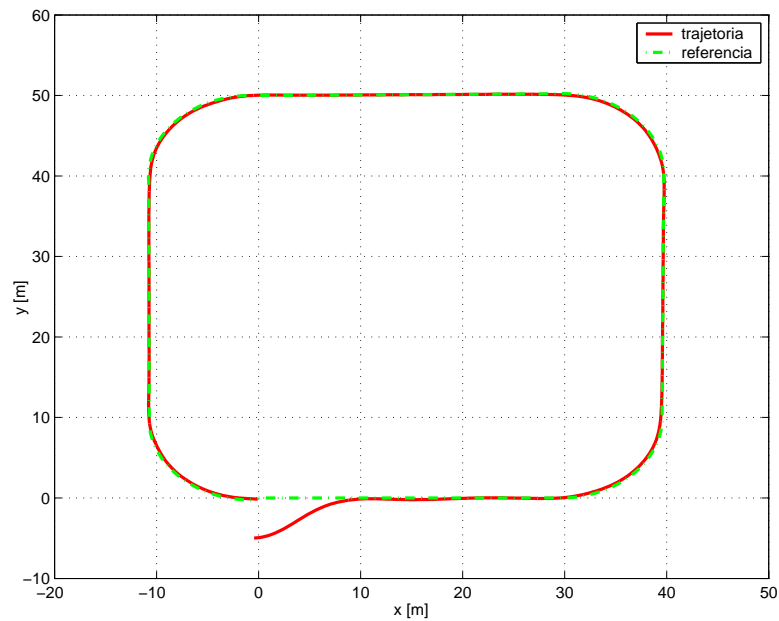


Figura 5.24: Trajetória xy do Veículo Mini-Baja para uma referência retangular considerando a arquitetura completa do veículo com velocidade variável. (Resultado de simulação.)

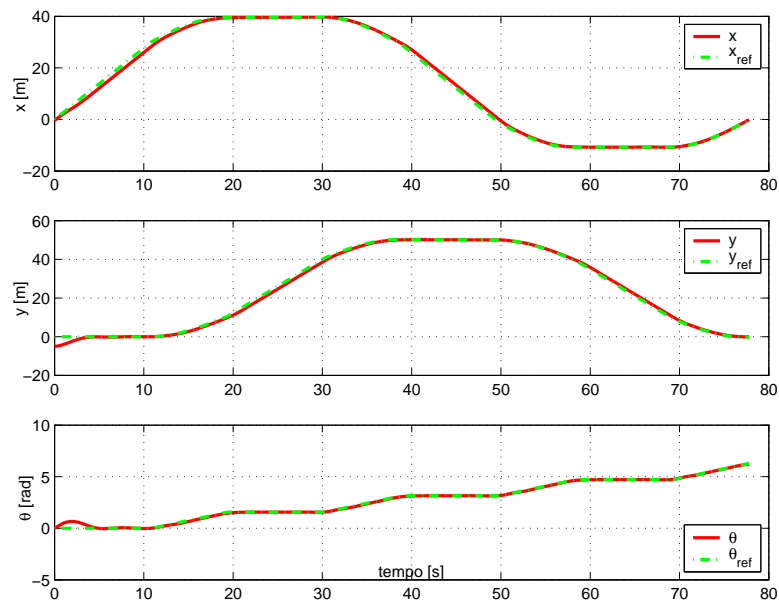


Figura 5.25: Estados x , y e θ do modelo cinemático durante a trajetória retangular com velocidade variável. (Resultado de simulação.)

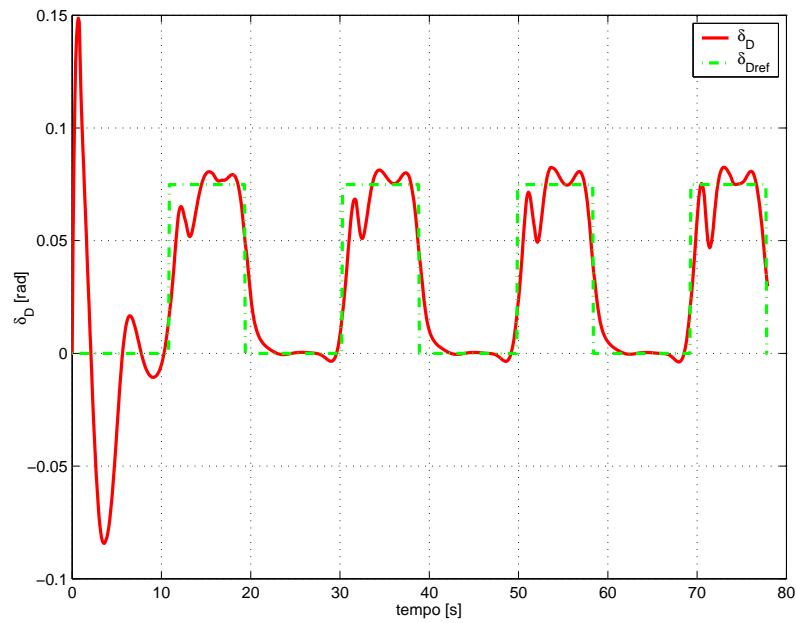


Figura 5.26: Entrada de Controle δ_D do Veículo Mini-Baja executada durante a trajetória retangular com velocidade variável. (Resultado de simulação.)

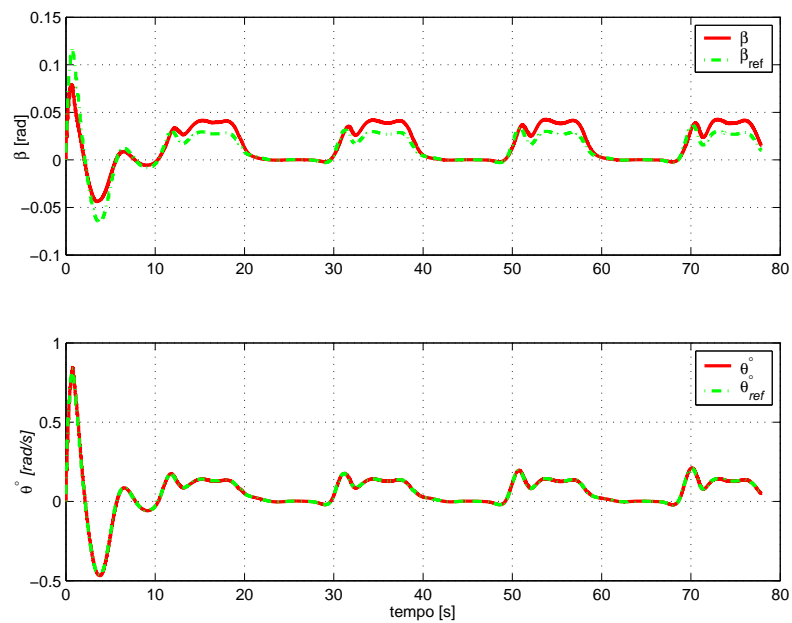


Figura 5.27: Estados β e $\dot{\theta}$ do Veículo Mini-Baja durante a trajetória retangular com velocidade variável. (Resultado de simulação.)

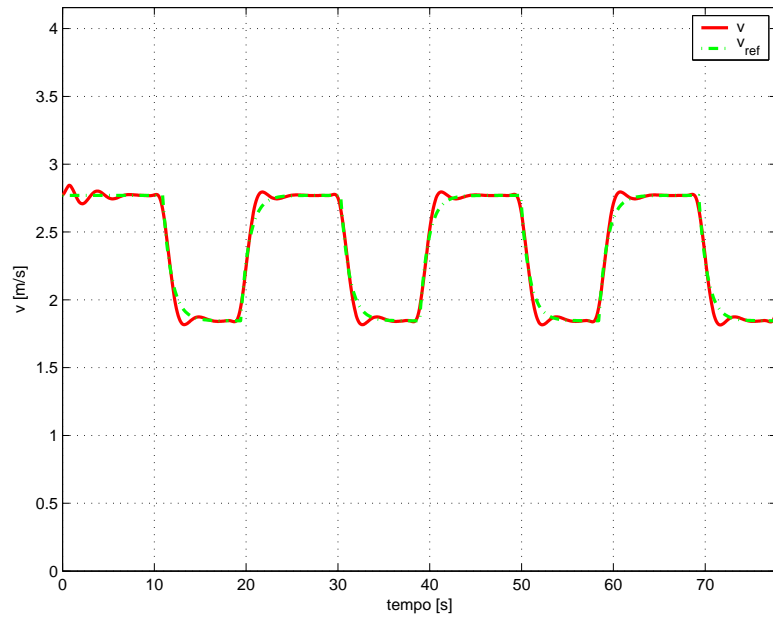


Figura 5.28: Velocidade do Veículo Mini-Baja no CM executada durante a trajetória retangular com velocidade variável. (Resultado de simulação.)

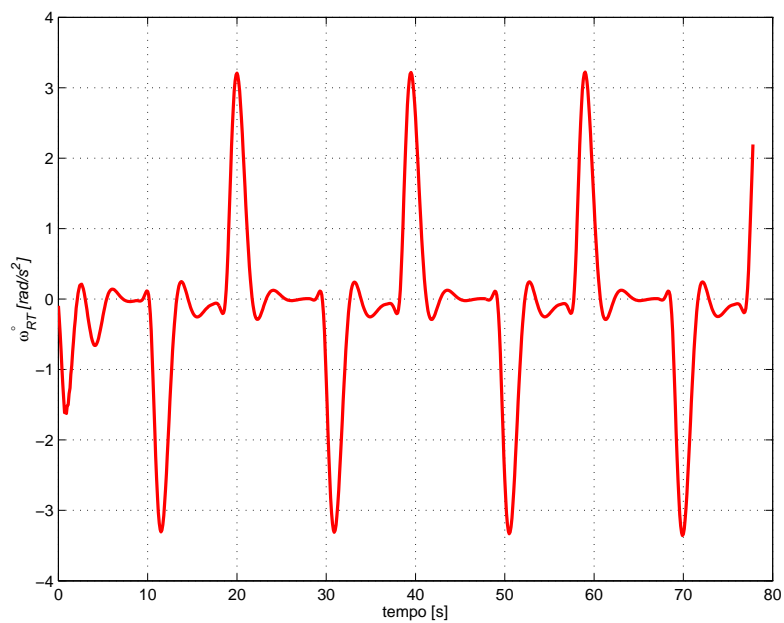


Figura 5.29: Entrada de controle ω_{RT} da malha de controle de velocidade executada durante a trajetória retangular com velocidade variável. (Resultado de simulação.)

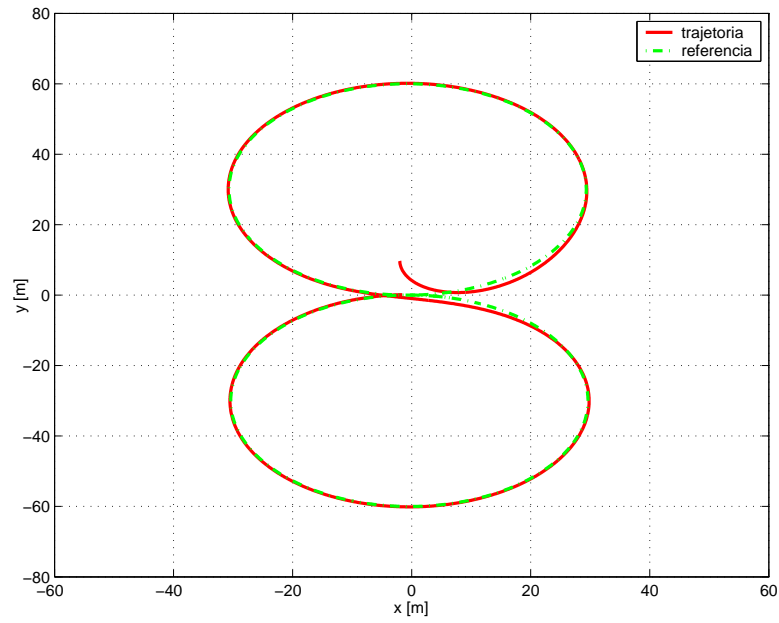


Figura 5.30: Trajetória xy do Veículo Mini-Baja para uma referência em forma de oito considerando a arquitetura completa do veículo. (Resultado de simulação.)

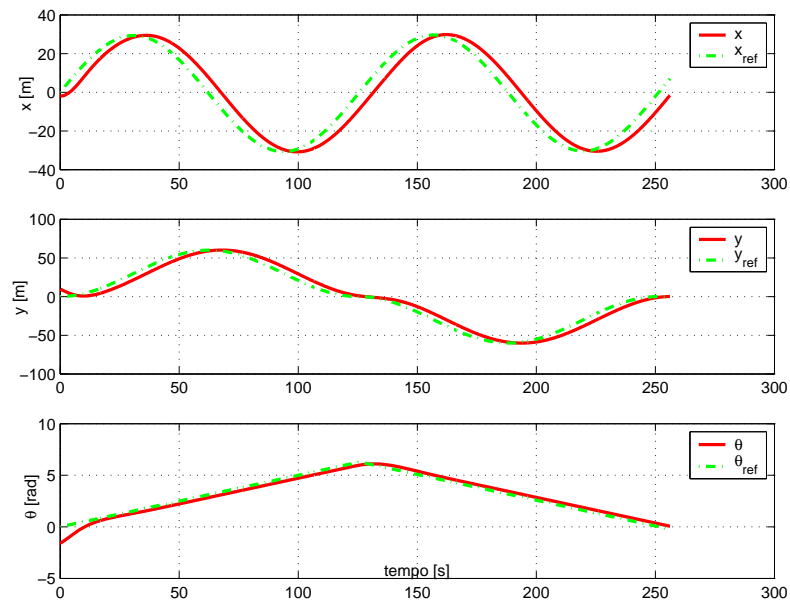


Figura 5.31: Estados x , y e θ do modelo cinemático durante a trajetória em forma de oito. (Resultado de simulação.)

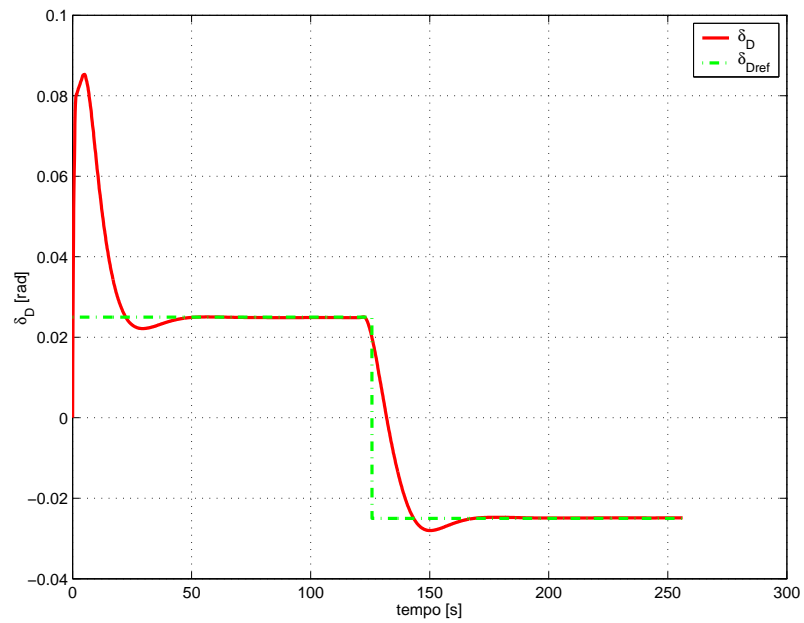


Figura 5.32: Entrada de Controle δ_D do Veículo Mini-Baja executada durante a trajetória em forma de oito. (Resultado de simulação.)

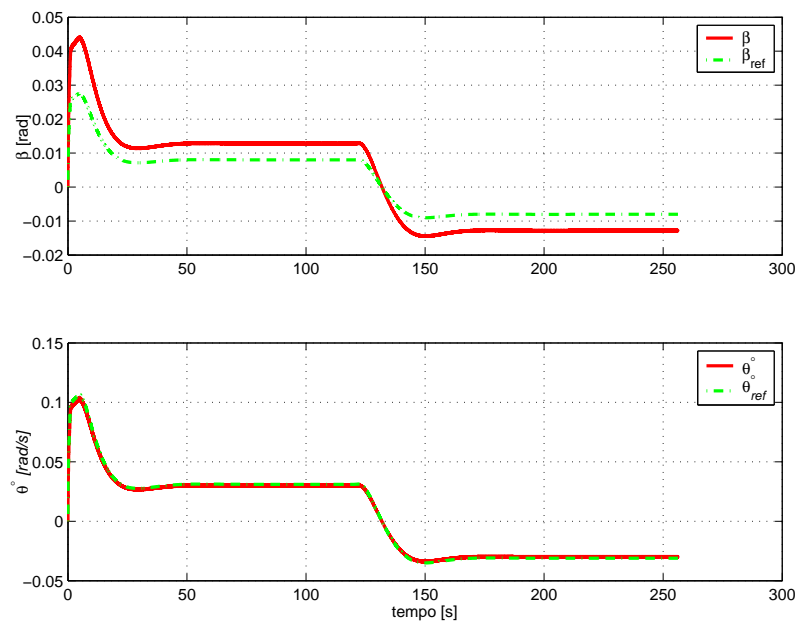


Figura 5.33: Estados β e $\dot{\theta}$ do Veículo Mini-Baja durante a trajetória em forma de oito. (Resultado de simulação.)

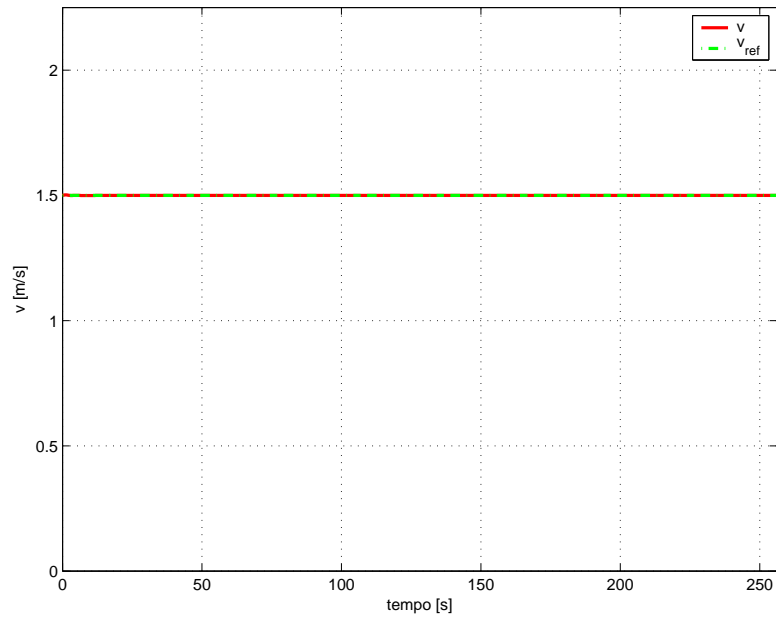


Figura 5.34: Velocidade do Veículo Mini-Baja no CM executada durante a trajetória em forma de oito. (Resultado de simulação.)

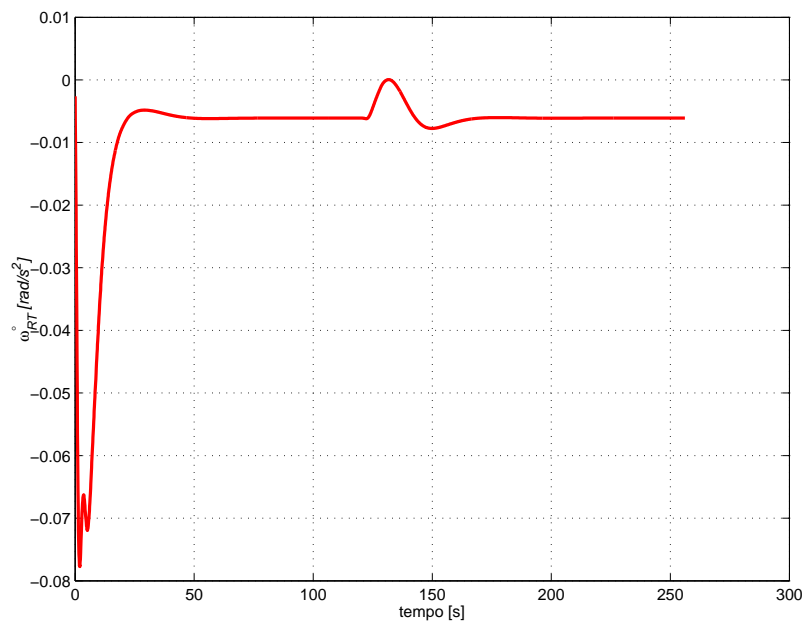


Figura 5.35: Entrada de controle $\dot{\omega}_{RT}$ da malha de controle de velocidade executada durante a trajetória em forma de oito. (Resultado de simulação.)

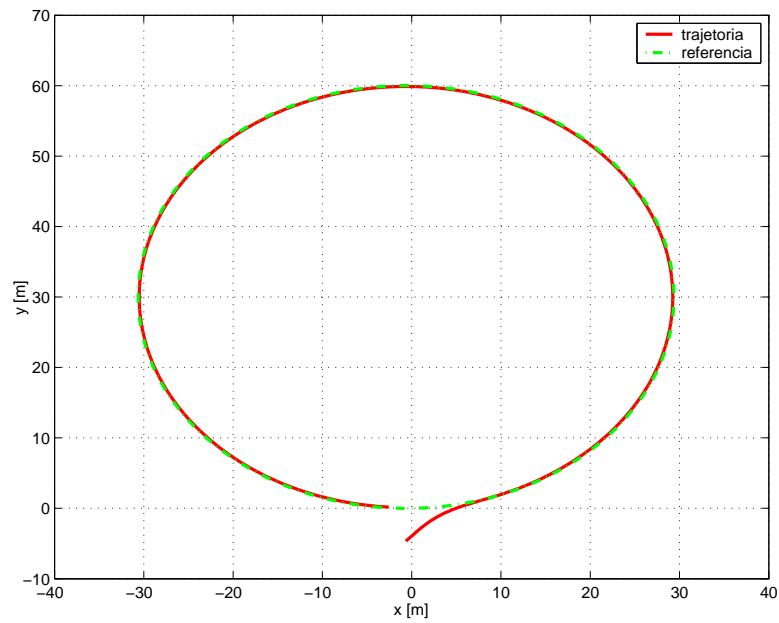


Figura 5.36: Trajetória xy do Veículo Mini-Baja para uma referência circular considerando a arquitetura completa do veículo. (Resultado de simulação.)

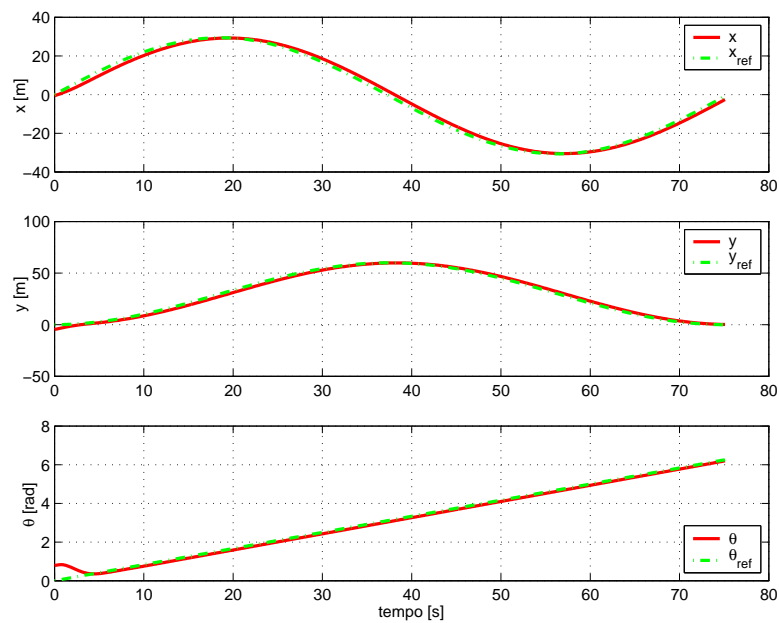


Figura 5.37: Estados x , y e θ do modelo cinemático durante a trajetória circular. (Resultado de simulação.)

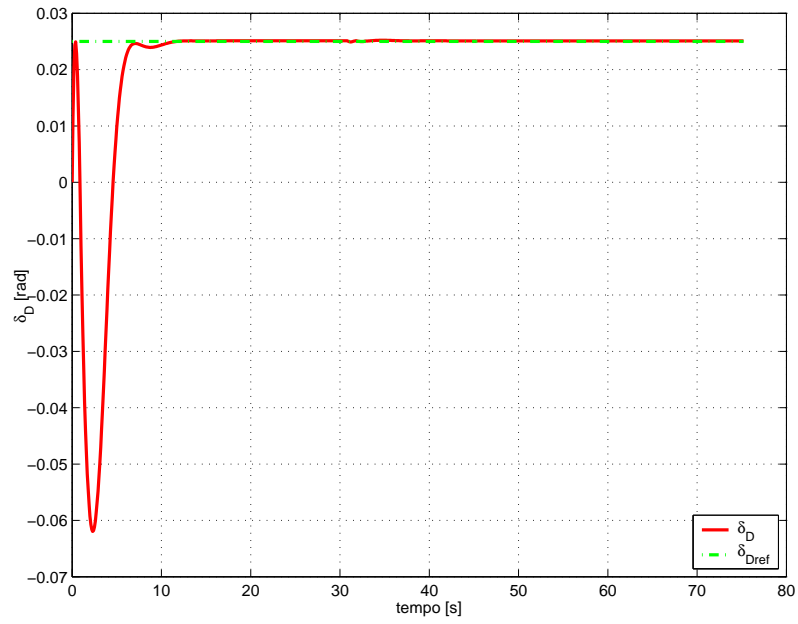


Figura 5.38: Entrada de Controle δ_D do Veículo Mini-Baja executada durante a trajetória circular. (Resultado de simulação.)

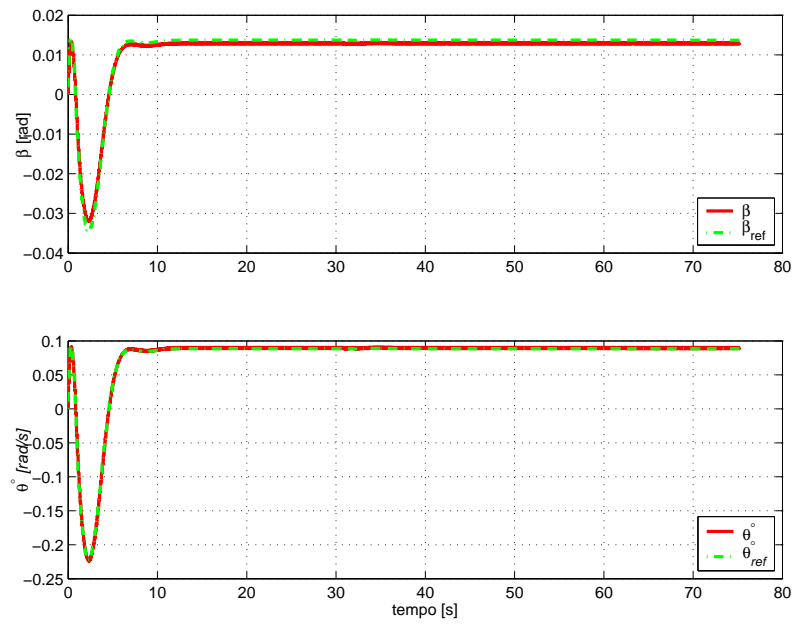


Figura 5.39: Estados β e $\dot{\theta}$ do Veículo Mini-Baja durante a trajetória circular. (Resultado de simulação.)

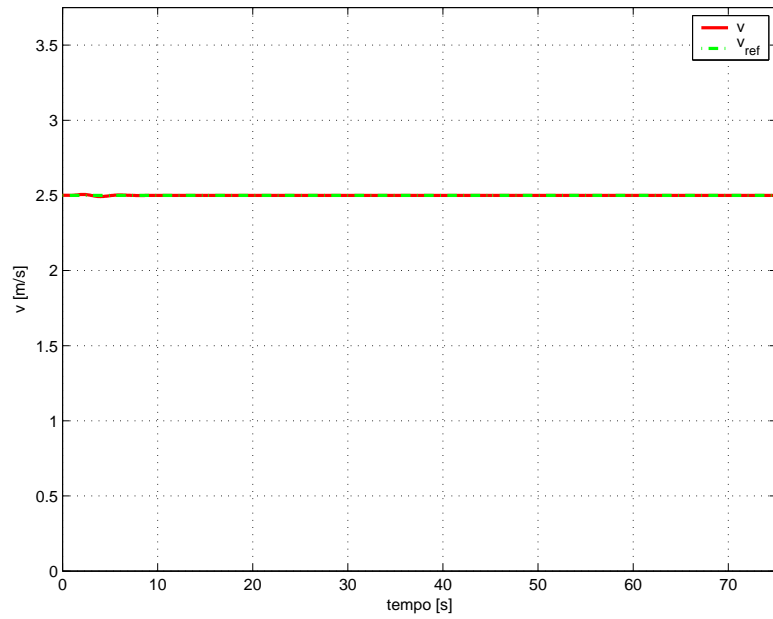


Figura 5.40: Velocidade do Veículo Mini-Baja no CM executada durante a trajetória circular. (Resultado de simulação.)

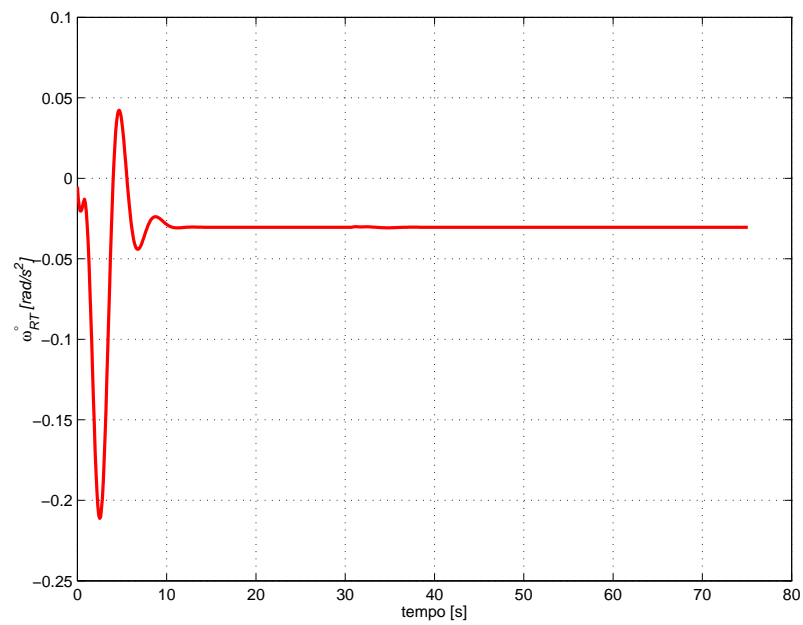


Figura 5.41: Entrada de controle ω_{RT} da malha de controle de velocidade executada durante a trajetória circular. (Resultado de simulação.)

Assim, percebe-se pelos resultados apresentados acima, que o veículo segue todas as trajetórias propostas com desempenho aceitável, apesar de que, quando este é submetido à velocidades mais elevadas, as forças laterais que aparecem na sua dinâmica fazem com que o veículo tenda a sair do percurso desejado, como se pode ver pela resposta que o ângulo do vetor velocidade, β , apresenta na Figura 5.27. Isto acontece porque o modelo dinâmico que está sendo usado pelo controlador preditivo para calcular as ações de controle é o modelo linearizado e, sendo assim, em velocidades próximas de $3m/s$ este começa a não representar a dinâmica do veículo com exatidão. Entretanto, a estrutura de controle preditivo linear cascata utilizada mostrou-se bastante eficaz para o seguimento das trajetórias até a velocidade de $3m/s$, pois o controlador da cinemática compensa o erro de regime permanente da dinâmica do veículo. Para o controle do veículo acima deste valor de velocidade, uma maneira de solucionar seria utilizar CPBM não-linear, onde as ações de controle são calculadas a partir do modelo não-linear. Porém, isto acarreta um grande esforço computacional, sendo necessário o uso de sistemas com maior potencial de processamento.

Na Tabela 5.5 são mostrados os erros dos estados x , y e θ em relação à trajetória de referência, gerada pelo *Plano de Rota*, e à trajetória de aproximação no final do percurso para as três trajetórias apresentadas.

Tabela 5.5: Erro dos estados x , y e θ utilizando CPBM aplicado a cinemática e a dinâmica do veículo.

Trajetória	Trajetória de Referência			Trajetória de Aproximação		
	erro em x [cm]	erro em y [cm]	erro em θ [rad]	erro em x [cm]	erro em y [cm]	erro em θ [rad]
Retangular Vel. Fixa	-77,13	2,35	0,00	0,00	-0,13	0,00
Retangular Vel. Variável	-55,01	9,21	0,00	0,29	0,46	0,00
Oito	-884,63	110,95	0,29	0,00	-0,42	0,00
Circular	-226,33	17,88	-0,08	0,00	0,71	0,00

Através da análise dos erros apresentados na Tabela 5.5 percebe-se que o erro entre o veículo e a trajetória que ele realmente segue é praticamente nulo, aparecendo quando a velocidade é elevada ou em trajetórias curvilíneas. Isto pois, quando o veículo realiza um percurso curvilíneo e com velocidades altas, forças laterais, como a força de aderência dos pneus, aparecem. Mas mesmo havendo pequenos erros, o veículo percorreu todas as três trajetórias se locomovendo sobre elas. Portanto, pode-se afirmar que o veículo Mini-Baja segue qualquer tipo de trajetória de referência com sinais de controle dentro dos limites impostos pela mecânica deste.

5.7 Conclusões

Este capítulo mostrou a aplicação de técnicas de CPBM linear ao veículo autônomo Mini-Baja para resolver o problema de seguimento de trajetórias.

Primeiramente foram apresentados os dois algoritmos de CPBM linear estudados neste trabalho a fim de mostrar as características e vantagens de cada um. Estes foram utilizados em um estudo comparativo, quando aplicados à cinemática do veículo, e concluiu-se que a estratégia de controle utilizando o algoritmo GPC MIMO com o modelo cinemático em coordenadas locais utilizando trajetória de aproximação apresenta um resultado do seguimento de trajetórias superior a outra estratégia e, que, além de calcular sinais de controle suaves para serem aplicados ao veículo, apresentou um menor esforço computacional, o que justificou a escolha deste para ser implementado.

Porém, como discutido durante o trabalho, para aumentar a performance em velocidades elevadas é necessário o controle da dinâmica do veículo. Portanto, desenvolveu-se uma malha de controle utilizando o algoritmo GPC. Mas, através de simulações sem considerar o controle da cinemática, percebeu-se que o veículo mantém um erro de regime permanente nos estados β e θ , como já explicado.

Sendo assim, para alcançar os objetivos de bom desempenho para o problema de seguimento de trajetórias e boa performance em velocidades elevadas, desenvolveu-se uma arquitetura de controle da cinemática e da dinâmica do veículo que se mostrou bastante eficiente para os objetivos propostos. Porém, quando a velocidade desejada é maior do que a velocidade máxima ($v_{max} = 10km/h$) para o modelo dinâmico lineari-

zado aqui usado, este não representa com exatidão a dinâmica do veículo, sendo assim, necessário o uso de outras técnicas de controle como, por exemplo, o CPBM não-linear.

No capítulo que segue são apresentados resultados experimentais utilizando os controladores desenvolvidos neste capítulo aplicados ao veículo autônomo Mini-Baja.

Capítulo 6

Resultados Experimentais

6.1 Introdução

O veículo autônomo que serviu de planta piloto neste trabalho foi um veículo Mini-Baja. Este é movido através de tração das rodas traseiras por um motor à combustão quatro tempos. Estas rodas são fixas e paralelas ao eixo longitudinal do veículo. O guiamento do veículo é realizado através do eixo das rodas dianteiras que possui um ângulo de giro máximo de $\sim 0,79rad$.

Nesta etapa do projeto foi considerado apenas o controle da cinemática aqui desenvolvido. Foi adotado o CPBM linear utilizando o modelo cinemático em coordenadas locais com trajetória de aproximação que, como discutido anteriormente, apresentou a melhor relação entre bom desempenho e baixo custo computacional. Além disso, considerou-se que a velocidade tangencial do veículo permanece constante durante o trajeto. O controle da dinâmica desenvolvido neste trabalho não foi implementado, pois o veículo não está devidamente instrumentado para que se possa realizá-lo.

Sendo assim, para o controle da velocidade foi utilizado o controlador já existente no veículo, desenvolvido em GOMES (2003).

Nas seções subseqüentes são apresentadas a plataforma embarcada utilizada para o controle de seguimento de trajetórias e a instrumentação presente no veículo, descrevendo seus sensores e atuadores. No que segue, são descritas as sub-malhas de controle utilizadas para controle de direção das rodas dianteiras, de aceleração e de frenagem. E por fim são apresentados os resultados experimentais obtidos e conclusões destes.

6.2 O Sistema Embarcado

Um sistema embarcado pode ser considerado um sistema computacional com propósitos específicos, normalmente construído em dimensões reduzidas, que permite que o veículo funcione de forma autônoma. Um requisito normalmente presente em sistemas embarcados é a execução em tempo-real (JUNG *et al.*, 2005).

Para realizar o controle de navegação do veículo foi utilizado um sistema embarcado em tempo real. Este sistema é composto por um kit com processador POWER-PC Motorola de 32bits, trabalhando com uma frequência de *clock* de 400MHz. Além do processador, o kit possui 32MBytes de memória RAM, 16 MBytes de memória *flash*, uma interface de comunicação Ethernet, uma porta serial USB, um barramento PCI e um IDE, uma porta serial RS232 e duas portas de comunicação CANBus. Estes recursos de I/O (*input/output*) são compartilhados com os pinos de I/O de uso geral do processador (GPIO's).

A porta serial RS232 é utilizada para depuração do algoritmo e transferência de dados e, como o kit não dispõe de conversores AD/DA (analógico-digital/digital-analógico), a comunicação com os sensores e atuadores foi realizada através dos GPIO's. Assim, os dados enviados pela bússola eletrônica, que mede a orientação do veículo em relação ao sistema de coordenadas globais, e o sinal de controle de ângulo de direção das rodas dianteiras enviados pelo controlador preditivo, utilizam os GPIO's. Porém, como a sub-malha de controle do ângulo de direção da roda dianteira recebe um sinal analógico de referência e o kit envia um sinal digital, foi necessário o desenvolvimento de um conversor DA para realizar tal conversão, ou seja, o comando do controlador preditivo é convertido para o sinal analógico e enviado à sub-malha de controle da direção.

Devido à aplicação ser na área de automação veicular, onde o padrão utilizado em automóveis pela indústria automotiva é a comunicação via CANBus, optou-se por preservar os barramentos desta no kit, sendo utilizado os GPIO's compartilhados com a interface Ethernet e a porta serial USB, sendo estas desabilitadas.

Como se utilizou os GPIO's houve a necessidade de isolar a eletrônica do POWER-PC da eletrônica *x-by-wire* do veículo, ou seja, os sinais fornecidos pela bússola eletrônica

e para a sub-malha de controle do ângulo da roda dianteira foram isolados através de optoacopladores de modo a evitar sobre cargas e ruídos no barramento do POWER-PC.

A instrumentação do veículo Mini-Baja é apresentada na seção que segue.

6.3 Instrumentação do Veículo Mini-Baja

Para que o veículo consiga reagir e orientar-se no meio onde se encontra são necessários atuadores e sensores. Estes, utilizados no veículo Mini-Baja, são descritos nesta seção, bem como as sub-malhas de controle dos atuadores.

Os projetos de instrumentação do veículo Mini-Baja foram desenvolvidos em KELBER *et al.* (2004) e GOMES (2003).

6.3.1 Sensoriamento

O sensoriamento do veículo Mini-Baja para controle de navegação consta de três sensores: de velocidade, de direção do eixo das rodas dianteiras e de orientação do veículo em relação ao sistema de coordenadas globais.

A seguir são descritos os sensores utilizados:

- **Sensor de Velocidade:** Realiza a medição direta da rotação do eixo da roda dianteira através de um tacogerador de pequeno porte acoplado a este. Este produz um nível de tensão proporcional à velocidade do veículo. É utilizado um condicionador de sinal para filtrar ruídos produzidos pela comutação das escovas do tacogerador e elevar o nível da tensão de saída. O sensor de velocidade é apresentado na Figura 6.1.

O sensor de velocidade, além de realimentar a malha de controle de velocidade, é utilizado também para, através da técnica de odometria, determinar a posição do veículo juntamente com os sensores de orientação deste e o de direção das rodas dianteiras.

- **Sensor da Direção das Rodas Dianteiras:** A medição do ângulo de direção das rodas dianteiras é realizada através de um transdutor resistivo de posicionamento



Figura 6.1: Sensor de velocidade.

angular, comum em veículos automotores. Este é fixo nos braços do sistema de direção, conforme Figura 6.2.

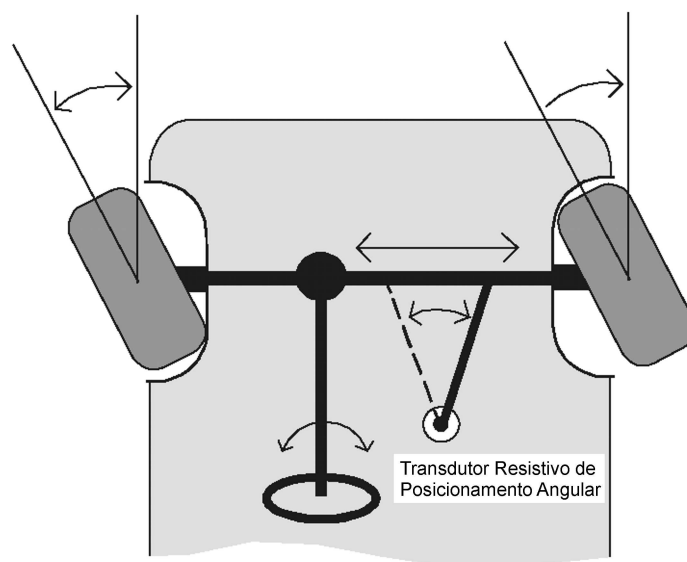


Figura 6.2: Sensor do ângulo de direção das rodas dianteiras.

É importante mencionar que devido à natureza do sensor a medição é bastante não linear para ângulos elevados, de modo que medições em uma faixa linear de valores ocorrem apenas para ângulos dentro de um certo limite. Assim, devem-se evitar valores próximos do limite máximo do curso das rodas.

- **Sensor de Orientação do Veículo:** Como mencionado, o sensor utilizado para medir a orientação do veículo em relação a um sistema de coordenadas globais é uma bússola eletrônica. A bússola eletrônica (Figura 6.3) é baseada no circuito integrado KMZ 52 que é um medidor de direção de campo magnético baseado no princípio do efeito magneto-resistivo. Assim, a tensão de saída do circuito de processamento dos sinais do integrado é proporcional ao ângulo entre o campo magnético e a direção da bússola. Este é destinado à medição do campo magnético terrestre.

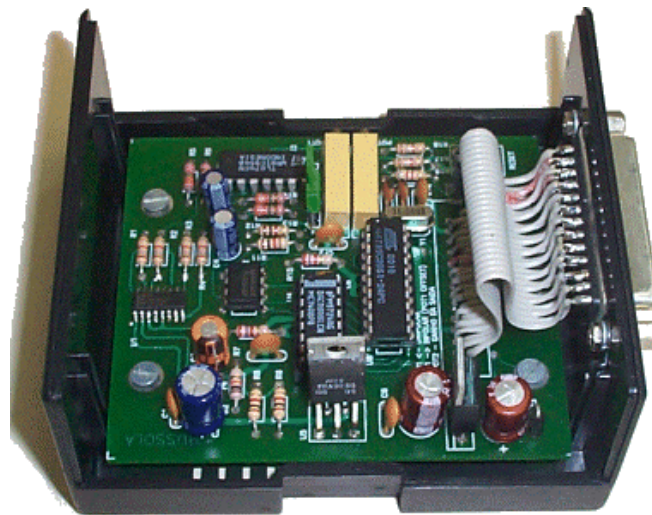


Figura 6.3: Bússola Eletrônica.

A seguir são descritos os atuadores utilizados para navegação do veículo e suas respectivas malhas de controle .

6.3.2 Atuadores e Sub-Malhas de Controle

O veículo Mini-Baja possui três sub-malhas de controle: do volante, de frenagem e de aceleração. A sub-malha de controle do volante é responsável por garantir o ângulo de direção das rodas dianteiras, imposto pelo controlador preditivo da cinemática do veículo. Esta controla um motor DC de ímã permanente, com sistema de redução mecânica que atua diretamente na barra de direção, por meio de uma corrente dentada. O controle é realizado por um controlador não-linear do tipo três pontos.

O controle de frenagem é realizado através de um controlador linear do tipo P (Proporcional) que atua em um motor DC de imã permanente, através de sua corrente de armadura, tensionando o cabo do sistema de freio a tambor, presente nas duas rodas traseiras do veículo. O cabo recebe a força de frenagem e a transmite por meio de uma alavanca até as sapatas dos tambores do freio. A tensão aplicada ao cabo é diretamente proporcional à intensidade com que o carro é freado.

Para realizar a aceleração do veículo é utilizada a sub-malha de controle de aceleração, que tem a função de atuar sobre a borboleta do carburador do motor de tração deste, a partir de uma referência gerada pelo controlador de velocidade. O motor de tração atua nas rodas traseiras e se caracteriza por um motor à combustão HONDA quatro tempos de 5CV com um cilindro e válvula no cabeçote (Figura 6.4). O comando da malha de aceleração, calculado por um controlador linear do tipo PI (Proporcional-Integral), é aplicado diretamente sobre o curso do acelerador através de um motor DC que desloca este durante a aceleração. Ao eixo deste motor DC foi adaptado um acoplamento mecânico que fixa o cabo preso na alavanca do acelerador, de forma que quando este cabo é enrolado proporciona aceleração no motor à combustão.



Figura 6.4: Motor à combustão HONDA quatro tempos de 5CV.

Definida a instrumentação do veículo autônomo Mini-Baja e o sistema embarcado nele, realizaram-se os ensaios experimentais para seguimento de trajetórias. A seguir são apresentados os resultados destes ensaios.

6.4 Ensaios Experimentais

Conforme mencionado, este trabalho faz parte de um projeto maior onde, além das questões dos algoritmos de controle apresentadas aqui, está sendo desenvolvido um estudo de implementação destes em tempo-real usando sistemas embarcados em GOMES (2005). Os ensaios experimentais apresentados neste capítulo, são resultados obtidos através deste trabalho conjunto. Cabe salientar, que esta dissertação dedicou-se ao estudo e desenvolvimento dos algoritmos a serem implementados em tempo-real em GOMES (2005).

Para realizar os ensaios experimentais foi utilizado o controlador para seguimento de trajetórias, considerando somente o modelo cinemático, desenvolvido na Subseção 5.4.2.

Conforme citado anteriormente, o controle da dinâmica projetado neste trabalho não foi implementado, devido ao sistema embarcado e a instrumentação do veículo não estarem adequados para tal fim. Porém, fez-se necessário o uso de uma malha de controle da velocidade para mantê-la sobre o valor de referência. Esta malha de controle foi desenvolvida em GOMES (2003), e utiliza as sub-malhas de controle presentes nos atuadores de frenagem e aceleração. O controle de velocidade é realizado através de dois CLPs (Controlador Lógico Programável) de arquitetura 16bits com tempo de amostragem mínimo de 400ms. Um CLP roda o algoritmo de controle em situação de aceleração e outro em frenagem. O controle de velocidade foi realizado através de dois controladores lineares clássicos do tipo PI para aceleração e P para frenagem (maiores detalhes destes controladores ver (GOMES, 2003)).

Tendo sido feitas todas as adaptações e implementadas toda eletrônica necessária ao interfaceamento do POWER-PC com os sub-sistemas de controle do veículo, foram realizados ensaios experimentais a fim de comprovar a validade dos estudos aqui realizados.

A primeira trajetória de referência utilizada nos ensaios possui um formato retangular com os cantos arredondados para que o veículo possa realizar as curvas de maneira suave. Esta tem início no ponto $(1, 0; 1, 0)$ do sistema de coordenadas globais. O veículo realiza o percurso a uma velocidade constante e igual a $v_D = 1,0m/s$ e parte da posição

inicial $x_0 = [0 \ 0 \ 0]$. Para a trajetória de aproximação utilizou-se o parâmetro *look-ahead* fixo, durante todo caminho e com valor de $5m$. Os parâmetros do controlador preditivo foram ajustados partindo dos valores usados na simulação, mas diminuindo o horizonte de predição e aumentando o horizonte de controle e a ponderação do esforço de controle, para garantir maior robustez. Assim, os seguintes parâmetros foram utilizados:

$$N_2 = [20 \ 20]' , \quad N_u = [20] ,$$

$$Q = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0,85 \end{bmatrix} , \quad R = [160] .$$

Os resultados dos ensaios experimentais com a trajetória de referência retangular são apresentados nas Figuras 6.5 a 6.8.

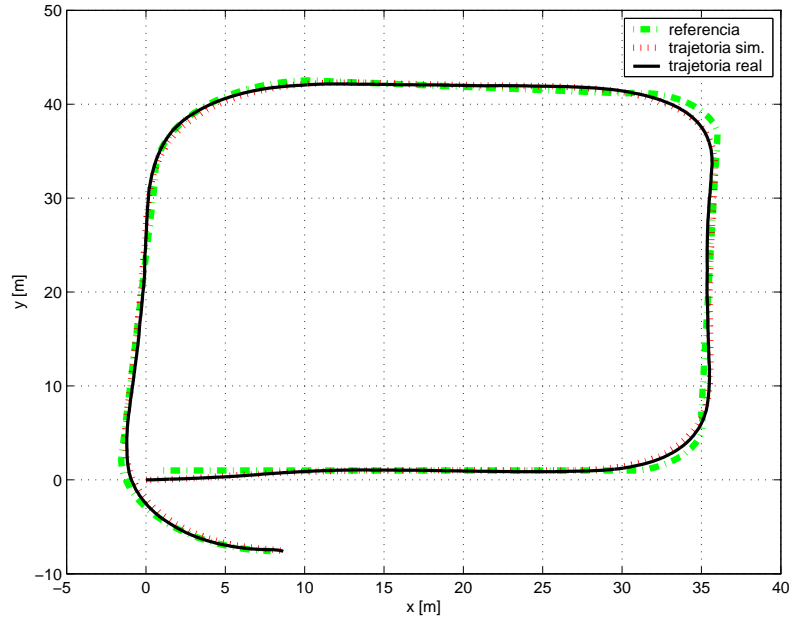


Figura 6.5: Trajetória xy do Veículo Mini-Baja utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais para a referência retangular. (Resultado experimental.)

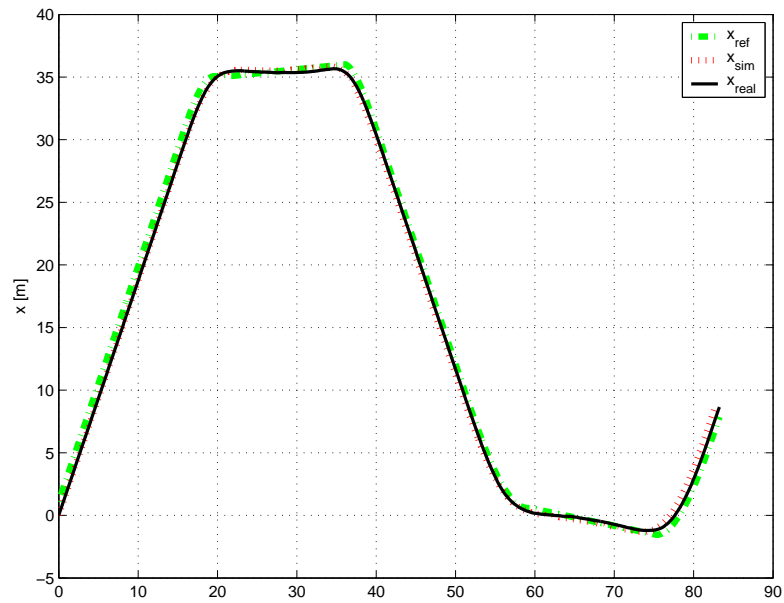


Figura 6.6: Estado x do Veículo Mini-Baja utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais para a referência retangular. (Resultado experimental.)

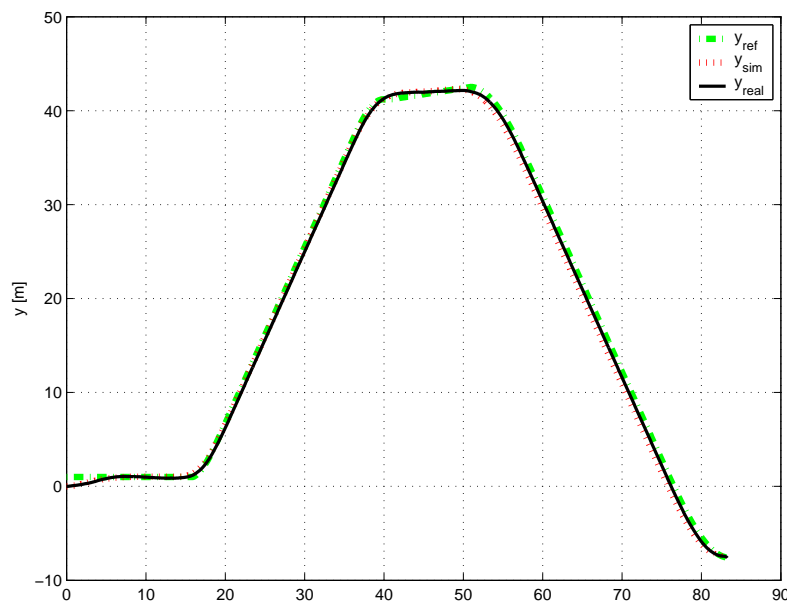


Figura 6.7: Estado y do Veículo Mini-Baja utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais para a referência retangular. (Resultado experimental.)

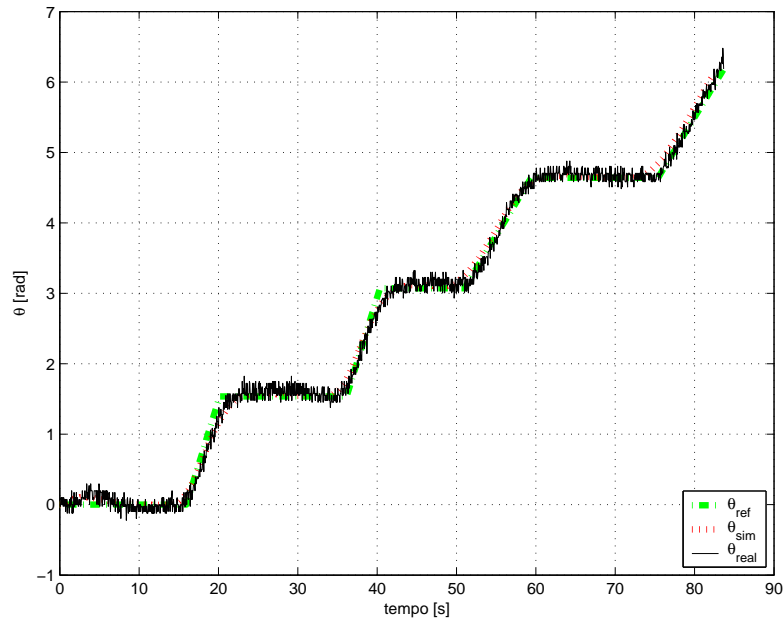


Figura 6.8: Estado θ do Veículo Mini-Baja utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais para a referência retangular. (Resultado experimental.)

Observa-se pelos resultados apresentados, obtidos dos ensaios experimentais, que o veículo percorreu o trajeto com um desempenho satisfatório. As curvas, geradas através de simulação apresentadas nestes gráficos, comprovam a eficiência do algoritmo aqui desenvolvido e, como se pode perceber, a trajetória real percorrida pelo veículo Mini-Baja e a trajetória gerada por simulação através do modelo cinemático em coordenadas locais deste, são praticamente iguais. A perturbação apresentada no estado θ é decorrente do ruído de medição presente no sensor.

Conforme descrito anteriormente, os parâmetros do controlador preditivo foram ajustados, neste primeiro ensaio, com intuito de proporcionar variações do ângulo da roda dianteira mais suaves. Porém, através dos resultados, percebe-se que o veículo realiza o trajeto com uma leve oscilação em torno da trajetória de referência e converge lentamente para esta. Para melhorar esta performance, utilizando somente o controlador da cinemática, pode-se atuar em dois pontos: primeiro implementando a trajetória de aproximação com a distância *lookahead* adaptativa que, como analisado no Capítulo 4, é redefinido conforme a distância do veículo ao ponto de destino e, assim, consegue-se uma convergência mais rápida à trajetória de referência e o segundo ponto a ser trabalhado é um ajuste mais fino dos parâmetros do controlador preditivo,

ou seja, diminuindo a ponderação do esforço de controle e aumentando o horizonte de controle o veículo tende a direcionar-se mais rapidamente para o caminho desejado, porém perde-se em robustez.

Sendo assim, foram realizados ensaios experimentais, onde a trajetória de aproximação foi gerada considerando a distância *lookahead* variável e, os parâmetros do controlador preditivo foram ajustados afim de obter uma convergência mais rápida do veículo para o trajeto a ser seguido. A trajetória utilizada foi desenvolvida com um formato em S , possuindo retas com comprimento de $10m$ e curvas com raio também de $10m$. O trajeto de referência inicia no ponto $x_{0ref} = [1 \ 1 \ 0]$ e o veículo parte da posição inicial $x_0 = [1 \ 1,5 \ 0]$. A velocidade tangencial com que o veículo executa o trajeto é constante e igual a $v_D = 1m/s$. Dois experimentos foram feitos com diferentes valores da ponderação do esforço de controle, onde ajustou-se com $R = 40$ e $R = 10$. Os demais parâmetros do controlador preditivo utilizados foram iguais nos dois ensaios e foram ajustados da seguinte maneira:

$$N_2 = [30 \ 30]' , \quad N_u = [30] ,$$

$$Q = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} .$$

Nas Figuras 6.9 a 6.13 são apresentados os resultados dos ensaios experimentais com a trajetória em S .

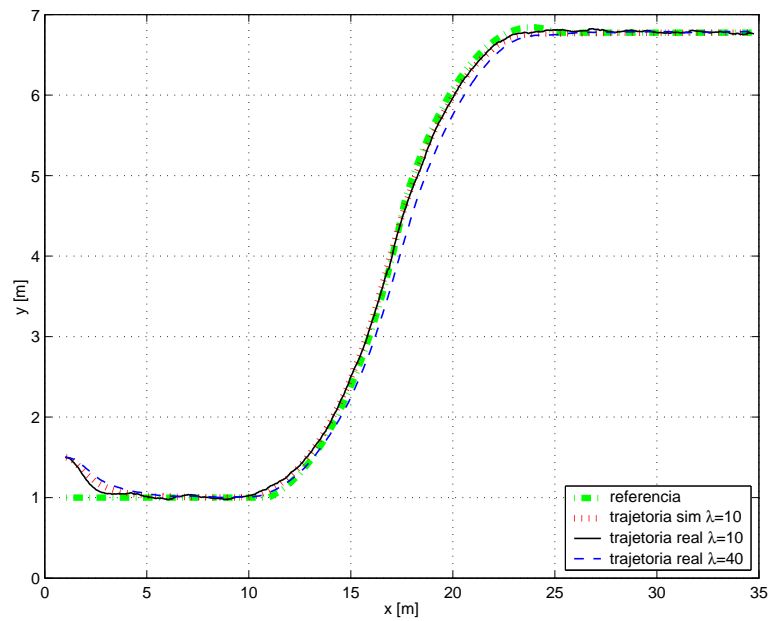


Figura 6.9: Trajetória xy do Veículo Mini-Baja utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais para a referência em S . (Resultado experimental.)

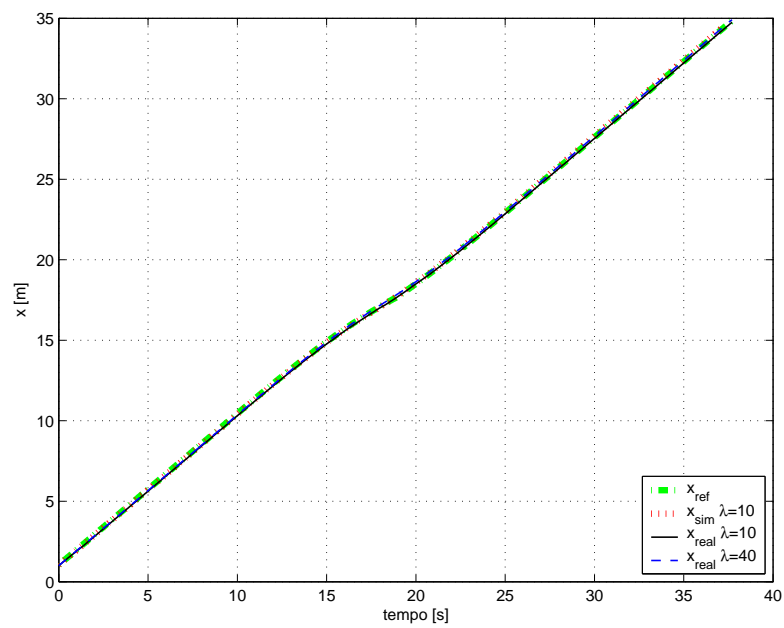


Figura 6.10: Estado x do Veículo Mini-Baja utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais para a referência em S . (Resultado experimental.)

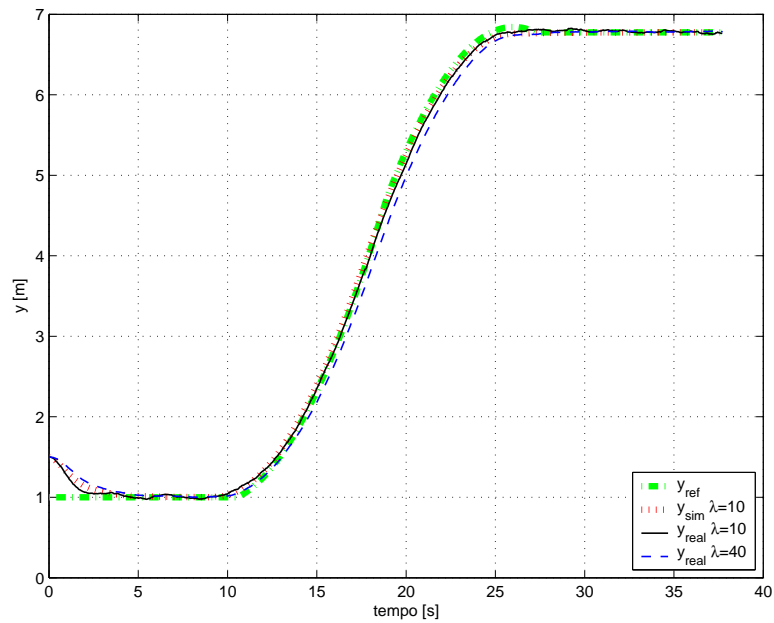


Figura 6.11: Estado y do Veículo Mini-Baja utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais para a referência em S . (Resultado experimental.)

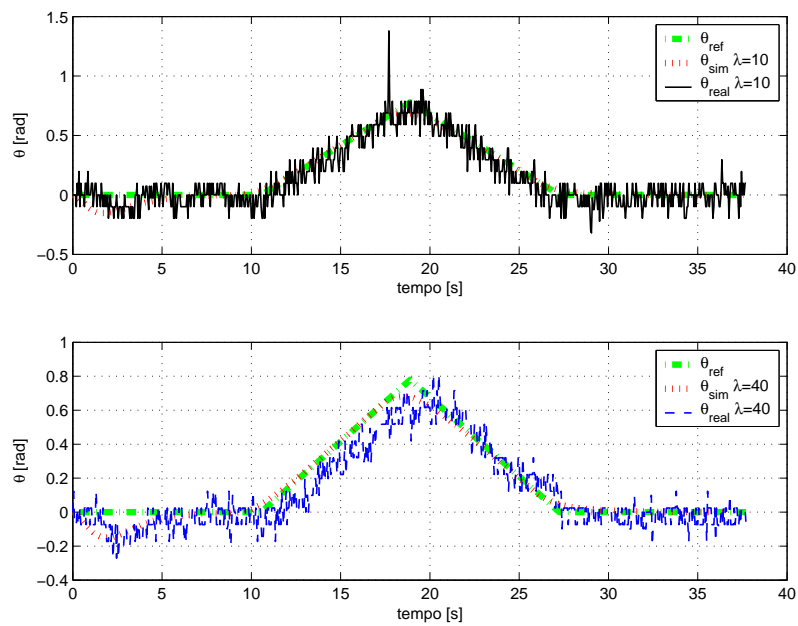


Figura 6.12: Estado θ do Veículo Mini-Baja utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais para a referência em S . (Resultado experimental.)

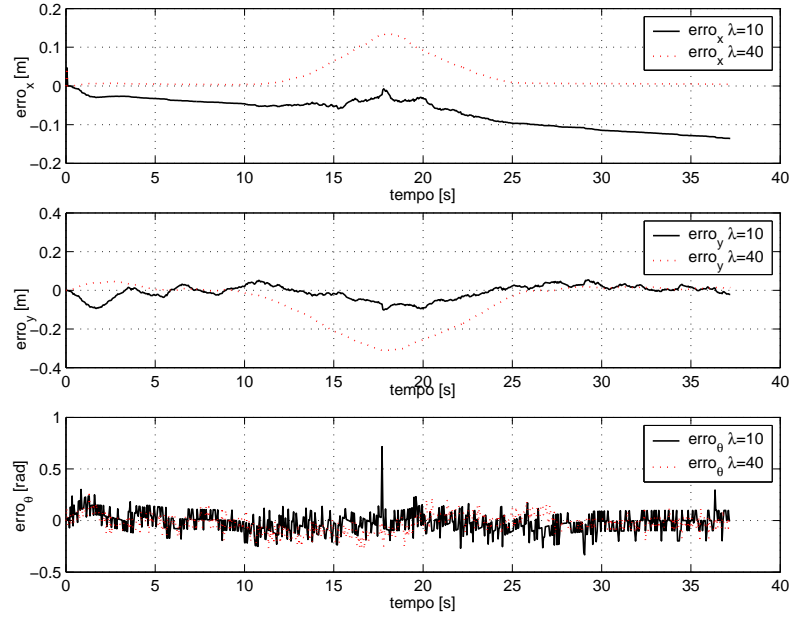


Figura 6.13: Erro dos estados x , y e θ do Veículo Mini-Baja utilizando o GPC com o modelo cinemático em coordenadas locais para a referência em S . (Resultado experimental.)

Através dos resultados apresentados acima, percebe-se que, utilizando o parâmetro *lookahead* adaptativo na geração da trajetória de aproximação, o veículo converge em menos tempo para a trajetória de referência do que nos ensaios utilizando a distância *lookahead* com um valor fixo. Observa-se também que os ajustes feitos nos parâmetros do controlador proporcionaram que o veículo seguisse o trajeto praticamente sobre a referência, principalmente, quando a ponderação do esforço de controle foi ajustado em $R = 10$. Porém, a trajetória do veículo apresentou um comportamento levemente oscilatório quando comparado aos resultados obtidos com $R = 40$, como pode-se observar pelos gráficos dos erros dos estados na Figura 6.13. Assim, o compromisso entre boa performance e robustez deve ser respeitado.

6.5 Conclusões

Os experimentos realizados no veículo autônomo Mini-Baja utilizando um POWER-PC para a execução dos algoritmos de controle, mostram o bom desempenho da estrutura de CPBM linear proposta.

Apesar de não ter sido considerado o controle da dinâmica do veículo nos experimentos, pode-se observar que, em baixas velocidades, o veículo apresenta um bom comportamento com o controlador preditivo da cinemática. Conclui-se também que utilizando a trajetória de aproximação com o parâmetro *lookahead* adaptativo o veículo converge mais rapidamente ao caminho desejado.

No capítulo que segue são apresentadas as conclusões gerais desta dissertação.

Capítulo 7

Conclusões Finais

Este trabalho dedicou-se ao estudo e aplicação de estratégias de controle preditivo linear para solucionar o problema de seguimento de referência de veículos autônomos considerando, tanto o controle da cinemática, quanto o da dinâmica destes, de forma tal que se obtenha um desempenho dentro de especificações quando há a necessidade de executar tarefas com velocidades elevadas, com cargas expressivas e em ambientes hostis. Para isso desenvolveu-se neste trabalho uma arquitetura de controle preditivo cascata, englobando ambos os modelos.

Para poder utilizar o sistema de controle no veículo real foi necessário projetar um algoritmo que tivesse reduzida a sua carga de cálculo. Optou-se então por algoritmos de CPBM linear e para isso foram desenvolvidos dois modelos, o primeiro considerando que o veículo segue um robô *virtual* de referência sobre o caminho desejado, originando o modelo cinemático do erro e, a segunda análise considerando um sistema de coordenadas fixo ao robô e supondo que os incrementos de orientação do veículo são pequenos, assim resultou-se no modelo cinemático em coordenadas locais.

O modelo dinâmico foi desenvolvido considerando que além das forças aplicadas nos atuadores do veículo, este está sujeito também a forças externas, como a força de aderência dos pneus ao solo, a força aerodinâmica imposta pelo meio e a força centrífuga. Estas forças aparecem quando é requerido um maior esforço do veículo. Porém, após um exaustivo estudo do modelo dinâmico, o autor viu-se na necessidade de utilizar uma estrutura de controle cascata para controlar tal modelo. Isto devido ao modelo da velocidade apresentar uma resposta mais lenta que os demais estados do modelo.

Para realizar o controle do veículo através do modelo cinemático desenvolveu-se duas estratégias de CPBM. A primeira estratégia foi utilizada para controlar a cinemática do robô móvel através do modelo cinemático do erro e realizando linearizações sucessivas ao longo da trajetória de referência, isto pois o modelo é variante no tempo. Esta estratégia de controle preditivo usa o modelo no espaço de estados. A segunda estratégia que foi desenvolvida para controle da cinemática, utilizou o algoritmo GPC MIMO usando o modelo cinemático em coordenadas locais com trajetória de aproximação.

Como o controle preditivo utilizando o modelo em coordenadas locais requer uma trajetória que aproxime o veículo ao ponto de destino sobre o caminho desejado, foi implementado o algoritmo *Pure-Pursuit* para gerar tais trajetórias de aproximação. Este algoritmo foi implementado com o seu parâmetro ajustado *on-line*, o que resultou em um desempenho bastante satisfatório no seguimento da trajetória pelo veículo, comparado a quando se considerava o *lookahead* fixo durante toda a trajetória.

Em uma análise inicial, foram realizadas simulações considerando somente o controle da cinemática, através das duas estratégias desenvolvidas neste trabalho. Tanto no controle para seguimento de trajetória utilizando o modelo cinemático do erro, quanto no controle utilizando o modelo cinemático em coordenadas locais, o veículo seguiu o caminho desejado com bastante precisão para a velocidade $v_D = 1,5m/s$. No entanto, a primeira estratégia utilizada para controle da cinemática, apresentou um custo computacional muito maior que a segunda, devido, principalmente, a necessidade de realizar linearizações sucessivas. Assim, adotou-se como estratégia a ser implementada o algoritmo de CPBM utilizando o modelo cinemático em coordenadas locais com trajetória de aproximação. Com este controlador simulou-se o veículo percorrendo uma trajetória com a velocidade constante e igual a $v_D = 2,77m/s$, e constatou-se que, controlando somente a cinemática do veículo, não é possível obter bom desempenho em velocidades elevadas.

Como um dos objetivos do trabalho era obter performance em velocidades elevadas, desenvolveu-se o controle preditivo baseado em modelo para a dinâmica do veículo. Neste foi utilizado o algoritmo GPC MIMO tanto na malha de controle da velocidade tangencial quanto na malha de controle da orientação do vetor velocidade e da veloci-

dade angular do veículo. Foram realizadas também simulações considerando somente a dinâmica do veículo para o problema de seguimento de trajetória. Os resultados apresentados quando o veículo foi submetido à mesma trajetória utilizada no controle com o modelo cinemático, mostraram que o robô móvel apresenta erro de regime permanente em velocidades mais elevadas quando controlada somente a dinâmica do veículo.

Assim, o sistema de controle considerando a cinemática e dinâmica fez-se necessário. Simulações com diferentes velocidades, trajetórias e posições iniciais do veículo foram realizadas sendo obtido resultados com bom desempenho e provando a eficácia do CPBM, já que todas as simulações utilizaram os mesmos parâmetros dos controladores.

Os resultados experimentais que foram realizados consideraram somente a cinemática do veículo Mini-Baja, sendo assim necessário que velocidades baixas fossem impostas ao veículo durante o trajeto. Como se pode perceber através dos resultados apresentados no Capítulo 6, mesmo sem levar em conta a dinâmica, o veículo percorreu todos os trajetos propostos com performance aceitável.

No trabalho aqui desenvolvido, não foram consideradas as restrições dos estados e dos sinais de controle na minimização da função custo do CPBM, pois para as condições que o veículo foi submetido não foi necessário tais considerações. Porém, se condições de trabalho que venham a ser requisitadas, possam fazer com que os limites máximos do veículo ultrapassem, então se faz necessário o uso de restrições. Assim, propõe-se para trabalhos futuros o desenvolvimento da implementação das restrições nos algoritmos utilizados, assim como a implementação da arquitetura completa de controle proposta do veículo, considerando a sua dinâmica. Aproveitando a possibilidade que oferece o CPBM de considerar as perturbações mensuráveis no momento do cálculo da lei de controle, propõe-se, assim, considerá-las para que possam ser rejeitadas sem necessidade de usar uma lei de controle *Feedforward* externa ao CPBM. Isto pois, com a devida instrumentação, pode-se eliminar possíveis distúrbios que apareçam durante o trajeto.

Apêndice A

Dados do Veículo Mini-Baja

Toda modelagem realizada neste trabalho é baseada no veículo autônomo Mini-Baja, mostrado na Figura A.1. Este veículo foi desenvolvido no Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade do Vale do Rio dos Sinos, UNISINOS.



Figura A.1: Veículo Autônomo Mini-Baja

Este veículo possui duas rodas traseiras de tração e duas rodas dianteiras de direção. Os dados do veículo são apresentados na Tabela A.1.

Tabela A.1: Dados do veículo autônomo Mini-Baja.

Constantes do Veículo Mini-Baja	Quantidade
Massa	$m \simeq 200kg$
Distância das rodas dianteiras até o centro de massa	$d_D = 0,75m$
Distância das rodas traseiras até o centro de massa	$d_T = 0,80m$
Constante de aderência do pneu dianteiro	$c_D = 1373,4N$
Constante de aderência do pneu traseiro	$c_T = 1373,4N$
Raio das rodas dianteiras e traseiras	$R_r = 0,18m$
Distância entre as rodas dianteiras	$d_R = 0,975m$
Momento de inércia em relação ao eixo z_L do veículo	$Jz = 56,07083Nm$
Constante de tempo do motor	$T_{Mgas} = 2,5s$
Constante de tempo do veículo	$T_V = 2,5s$
Ganho entre a força necessária para deslocar o veículo com os atritos na qual este é submetido	$V_{V_{acel}} = 4,1$
Período de amostragem da cinemática do veículo	$T = 0,1s$
Período de amostragem da velocidade tangencial	$T = 0,1s$
Período de amostragem da dinâmica de orientação do vetor velocidade e da velocidade angular	$T = 0,005s$

Apêndice B

Relações Matemáticas

B.1 Transformação de Coordenadas

Considere os sistemas de coordenada base e móvel conforme Figura (B.1). Para que se obtenha a matriz de rotação que apresenta a orientação do sistema base Ox_B, y_B, z_B com relação ao sistema móvel Ox_M, y_M, z_M , primeiramente localizam-se vetores unitários $(i_{x_B}, j_{y_B}, k_{z_B})$ e $(i_{x_M}, j_{y_M}, k_{z_M})$ ao longo dos eixos dos sistemas Ox_B, y_B, z_B e Ox_M, y_M, z_M , respectivamente, e após, define-se um ponto p no espaço que pode ser representado em ambos os sistemas,

$$p_{x_B, y_B, z_B} = (p_{x_B}, p_{y_B}, p_{z_B})$$
$$p_{x_M, y_M, z_M} = (p_{x_M}, p_{y_M}, p_{z_M}) .$$

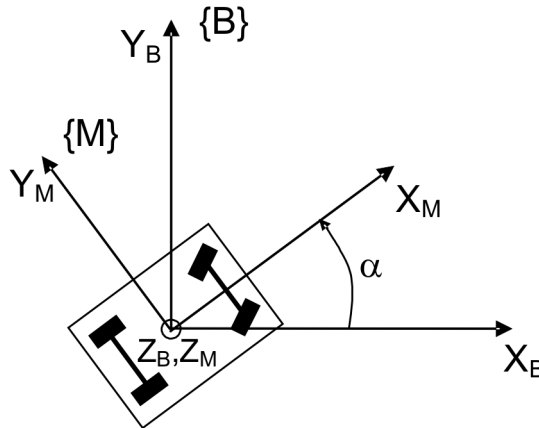


Figura B.1: Robô móvel rotacionado em relação ao sistema de coordenada base.

Para transformar o ponto p_{x_M, y_M, z_M} nas coordenadas expressas em relação ao sistema base, faz-se

$$p_{x_B, y_B, z_B} = R \cdot p_{x_M, y_M, z_M} , \quad (\text{B.1})$$

$$\begin{bmatrix} p_{x_B} \\ p_{y_B} \\ p_{z_B} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i_{x_B} \cdot i_{x_M} & i_{x_B} \cdot j_{y_M} & i_{x_B} \cdot k_{z_M} \\ j_{y_B} \cdot i_{x_M} & j_{y_B} \cdot j_{y_M} & j_{y_B} \cdot k_{z_M} \\ k_{z_B} \cdot i_{x_M} & k_{z_B} \cdot j_{y_M} & k_{z_B} \cdot k_{z_M} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_{x_M} \\ p_{y_M} \\ p_{z_M} \end{bmatrix} . \quad (\text{B.2})$$

Através da expressão (B.2) chega-se à matriz de rotação para um robô móvel (CANUDAS DE WIT *et al.*, 1996):

$$R = \begin{bmatrix} \cos\alpha & \sin\alpha & 0 \\ -\sin\alpha & \cos\alpha & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} . \quad (\text{B.3})$$

Agora, supõe-se que o sistema móvel não esteja apenas rotacionado em relação ao sistema base, mas também, esteja transladado conforme a Figura (B.2). Para transformar as coordenadas de um ponto p do sistema $\{M\}$ para o $\{B\}$ deve-se obter a matriz de transformação homogênea (FU *et al.*, 1987), que para um robô móvel é:

$${}^B A_L = \begin{bmatrix} \cos\alpha & \sin\alpha & 0 & d \cdot \cos\alpha \\ -\sin\alpha & \cos\alpha & 0 & d \cdot \sin\alpha \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} . \quad (\text{B.4})$$

Então o ponto p no sistema $\{B\}$ é dado por:

$$\begin{bmatrix} p_{x_B} \\ p_{y_B} \\ p_{z_B} \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\alpha & \sin\alpha & 0 & d \cdot \cos\alpha \\ -\sin\alpha & \cos\alpha & 0 & d \cdot \sin\alpha \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_{x_M} \\ p_{y_M} \\ p_{z_M} \\ 1 \end{bmatrix} , \quad (\text{B.5})$$

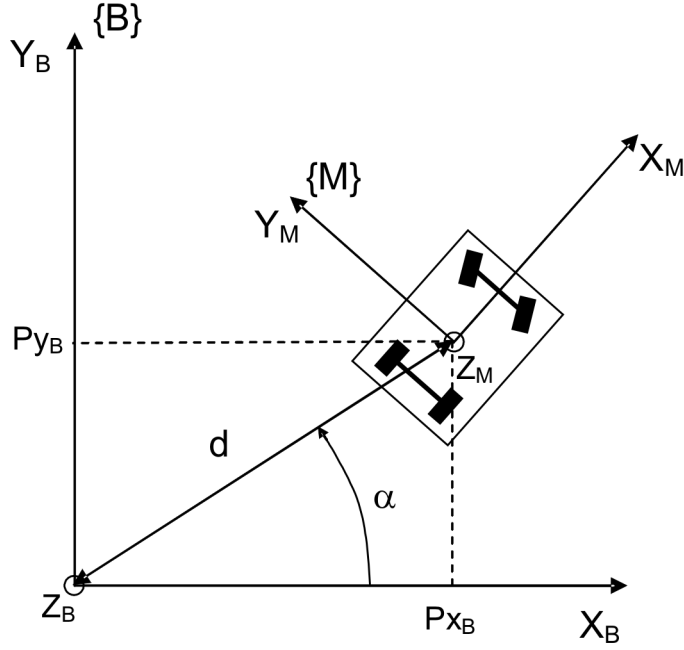


Figura B.2: Robô móvel rotacionado e transladado em relação ao sistema de coordenada base.

como o ponto p_{x_M, y_M, z_M} está sendo considerado na origem do sistema $\{M\}$, então a expressão (B.5) pode ser escrita como segue:

$$\begin{bmatrix} p_{x_B} \\ p_{y_B} \\ p_{z_B} \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d \cdot \cos \alpha \\ d \cdot \sin \alpha \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (\text{B.6})$$

B.2 Relações Trigonométricas

Os ângulos β e δ_D podem ser relacionados de forma estática quando considerado que a velocidade das rodas dianteira e traseira são as mesmas, ou seja, não ocorre escorregamento destas em relação ao solo. A Figura B.3 apresenta tal relação.

A partir da Figura B.3 obtém-se uma relação trigonométrica entre β e δ_D , dada por:

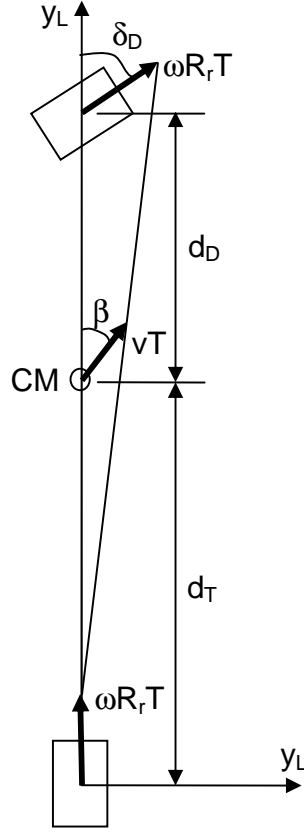


Figura B.3: Diagrama que relaciona os ângulos β e δ_D e as velocidades v e v_D .

$$\operatorname{tg} \beta = \frac{d_T \cdot \operatorname{sen} \delta_D}{d_D + d_T \cdot \cos \delta_D}, \quad (\text{B.7})$$

e da Figura B.3 relaciona-se também a velocidade da roda dianteira v_D com a velocidade no CM v , onde a v_D é considerada igual a velocidade da roda traseira, ou seja, $v_D = v_T = \omega R_r$, com R_r sendo o raio das rodas. Assim, tem-se:

$$v = \frac{(d_D + d_T) \cdot \cos \beta}{\omega \cdot R_r (d_D + d_T \cdot \cos \delta_D)}. \quad (\text{B.8})$$

Estas relações trigonométricas são utilizadas para converter os valores de δ_D calculados pelo controlador cinemático para os valores β de referência, bem como das saídas β e v da malha dinâmica para os valores δ_D e v_D a serem usados no modelo cinemático do veículo.

Referências Bibliográficas

- AMIDI, O. (1990). Integrated Mobile Robot Control. Relatório Técnico CMU-RI-TR-90-17, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA.
- BALL, R. S. (1900). *A Treatise on the Theory of Screws*. Cambridge University Press, Cambridge, UK.
- BARRAQUAND, J. e LATOMBE, J. C. (1989). On Nonholonomic Mobile Robots and Optimal Maneuvering. *In Proc. of the IEEE International Symposium on Intelligent Control*, pp. 340–347, Albany, USA.
- BERGH, L. G. e MACGREGOR, J. F. (1987). Constrained Minimum Variance Controllers: Internal Model Structure and Robustness Properties. *Ind. Eng. Chem. Res.*, Vol. 26, pp. 1558–1564.
- BERLIN, F. e FRANK, P. M. (1991). Robust Predictive Robot Control. *In Proc. of the 5th IEEE International Conference on Advanced Robotics*, Vol. 2, pp. 1493–1496, Pisa, Italy.
- BORENSTEIN, J.; EVERETT, H. R. e FENG, L. (1996). *Where am I? - Sensors and Methods for Mobile Robot Positioning*. The University of Michigan, Michigan, USA.
- BOYDEN, F. D. e VELINSKY, S. A. (1994). Dynamic Modeling of Wheeled Mobile Robots for High Load Applications. *In Proc. of the 1994 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 4, pp. 3071–3078, San Diego, USA.
- BROCKETT, R. W. (1982). *New Directions in Applied Mathematics*. Springer-Verlag, New York.

- CAMACHO, E. F. e BORDONS, C. (1998). *Model Predictive Control*. Springer-Verlag, New York.
- CANUDAS DE WIT, C.; KHENNOUF, H.; SAMSON, C. e SØRDALEN, O. J. (1993). *World Scientific Series in Robotics and Intelligent Systems*, Chapter Nonlinear Control Design for Mobile Robots, pp. 121–157. World Scientific Publisher.
- CANUDAS DE WIT, C.; SICILIANO, B. e BASTIN, G. (1996). *Theory of Robot Control*. Springer-Verlag, London.
- CLARKE, D. W.; MOHTADI, C. e TUFFS, P. S. (1987). Generalized Predictive Control - Part I. The Basic Algorithm. *Automatica*, Vol. 23, No. 2, pp. 137–148.
- CLARKE, D. W. e MOTHADI, C. (1989). Properties of Generalized Predictive Control. *Automatica*, Vol. 25, No. 6, pp. 859–875.
- CONCEIÇÃO, A. G. S.; CAMPESTRINI, L.; FEHLBERG, R. e PEREIRA, L. F. A. (2003). An Integrated Hardware and Software Design of a Mobile Robot. *In Proc. of 29th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, Vol. 1, pp. 877–881, Roanoke.
- COULTER, R. C. (1992). Implementation of the Pure Pursuit Path Tracking Algorithm. Relatório Técnico CMU-RI-TR-92-01, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA.
- CUTLER, C. e RAMAKER, B. L. (1988). Dynamic Matrix Control - A Computer Control Algorithm. *In AIChE 86th National Meeting*, Houston, TX.
- DATTA, A. e OCHOA, J. (1996). Adaptive Internal Model Control: Design and Stability Analysis. *Automatica*, Vol. 32, No. 2, pp. 261–266.
- DENG, Z. e BRADY, M. (1993). Dynamic Tracking of a Wheeled Mobile Robot. *In Proc. of the IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1295–1298, Yokohama, Japan.
- DORMIDO, S. (1987). Una Revisión de las Tecnologías de Control Predictivo Basado en Modelos en la Industria. *In Wokshop sobre estado y perspectivas del control predictivo*, Valladolid, Spain.

- ESSEN, H. V. e NIJMEIJER, H. (2001). Non-Linear Model Predictive Control of Constrained Mobile Robots. *In Proc. European Control Conference*, pp. 1157–1162, Porto, Portugal.
- FU, K. S.; GONZALEZ, R. C. e LEE, C. S. G. (1987). *Robotics: control, sensing, vision, and intelligence*. McGraw-Hill Book, New York.
- GARCÍA, M. J. (2005). Controle Preditivo Não Linear com Aplicação à Eletrônica de Potência. Dissertação de Mestrado, Univesidade Federal de Santa Catarina, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Florianópolis, SC.
- GÓMEZ-ORTEGA, J. e CAMACHO, E. F. (1996). Mobile Robot Navigation in a Partially Structured Static Environment Using Neural Predictive Control. *Control Engineering Practice, Oxford*, Vol. 4, No. 12, pp. 1669–1679.
- GOETTING, H. (2001). FOX GmbH: Automatisierte Fahrzeuge. <http://www.foxit.de>.
- GOMES, G. K. (2003). Projeto e Implementação de um Sistema de Controle de Velocidade *ACC Stop and Go* para um Veículo Autônomo. Relatório Técnico, Universidade do Vale do Rio dos Sinos, UNISINOS.
- GOMES, G. K. (2005). Algoritmos de Controle Preditivo em Tempo-Real para Controle de Veículos Autônomos. Dissertação de Mestrado, Univesidade Federal de Santa Catarina, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Florianópolis, SC. Dissertação a ser defendida em dezembro de 2005.
- GOODWIN, G. C. e SIN, K. S. (1984). *Adaptive Filtering Prediction and Control*. Prentice Hall.
- GU, D. e HU, H. (2002). Neural Predictive Control for a Car-Like Mobile Robot. *International Journal of Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 39, pp. 73–86.
- JIANG, Z. e NIJMEIJER, H. (1997). Tracking Control of Mobile Robots: A Case Study in Backstepping. *Automatica*, Vol. 33, No. 7, pp. 1393–1399.
- JUNG, C. R.; OSÓRIO, F. S.; KELBER, C. R. e HEINEN, F. (2005). *A Universalidade da Computação: Um Agente de Inovação e Conhecimento*, Chapter Computação

- Embarcada: Projeto e Implementação de Veículos Autônomos Inteligentes, pp. 1358–1406. XXV Congresso da SBC - JAI - Jornada de Atualização em Informática.
- KANAYAMA, Y.; KIMURA, Y.; MIYAZAKI, F. e NOGUCHI, T. (1990). A Stable Tracking Control Method for an Autonomous Mobile Robot. *In Proc. of the IEEE International Conference on Robotic and Automation*, Vol. 1, pp. 384–389, Cincinnati, USA.
- KELBER, C. R.; WEBBER, D.; GOMES, G. K.; LOHMANN, M. A.; RODRIGUES, M. S. e LEDUR, D. (2004). Active Steering Unit with integrated ACC for X-by-Wire Vehicles using a Joystick as H.M.I. *In Proc. of the IEEE / IV2004 - Intelligent Vehicles Symposium*, pp. 173–177, Parma, Italy.
- KEYSER, R. M. C. D. e CUAWENBERGHE, A. R. (1985). Extended Prediction Self Adaptive Control . *In IFAC Simp. on Ident. and Syst. Parameter Estimation*, pp. 1317–1322, York.
- KHALIL, H. K. (1996). *Nonlinear systems*. Prentice Hall, New Jersey, 2nd edn edição.
- KÜHNE, F. (2005). Controle Preditivo de Robôs Móveis Não Holonômicos. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Departamento de Engenharia Elétrica, Porto Alegre, RS.
- KÜHNE, F.; CLARO, C.; SUESS, S. R. e LAGES, W. F. (2004a). Estimação e Controle da Posição de um Robô Móvel Utilizando Filtro de Kalman Descentralizado. *In Anais do Congresso Brasileiro de Automática*, Vol. 15, Gramado, RS.
- KÜHNE, F.; LAGES, W. F. e SILVA JUNIOR, J. M. G. (2004b). Model Predictive Control of a Mobile Robot Using Linearization. *In Proc. of the IEEE Mechatronics and Robotics*, Vol. 4, Aachen, Germany.
- KIM, B.; NECSULESCU, D. S. e SASIADEK, J. (2001). Model Predictive Control of an Autonomous Vehicle. *In Proc. of the IEEE International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics*, pp. 1279–1284.
- LAGES, W. F. (1998). *Controle e Estimação de Posição e Orientação de Robôs Móveis*.

- Tese de Doutorado, Instituto Tecnológico da Aeronáutica, Departamento de Engenharia Eletrônica e Computação, São José dos Campos, SP.
- LAUMOND, J.-P. (1998). *Robot Motion, Planning and Control*. Springer-Verlag, Toulouse.
- LEDUR, D. (2003). Dinâmica de Automóveis: Modelo Matemático e Controle de Trajetória. Relatório Técnico, Universidade do Vale do Rio dos Sinos, UNISINOS.
- MURRAY, R. M. e SASTRY, S. S. (1993). Nonholonomic Motion Planning: Steering Using Sinusoids. *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 38, No. 5, pp. 700–716.
- NECSULESCU, D. S.; LONMO, V.; KIM, B. e DROGUET, E. (1996). Autonomous Mobile Robot Control Using Kinematics and Dynamics Based Approaches - An Experimental Analysis. *In Proc. of the 1996 IEEE IECON 22nd International Conference on Industrial Electronics, Control, and Instrumentation*, Vol. 2, pp. 761–765.
- NELSON, W. L. (1989). Continuous Steering-Function Control of Robot Carts. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 36, No. 3, pp. 330–337.
- NELSON, W. L. e COX, I. J. (1988). Local Path Control for an Autonomous Vehicle. *In Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1504–1510, Philadelphia, USA.
- NORMEY-RICO, J. E. (2003). Controle Preditivo de Processos com Grandes Atrasos de Transporte. Relatório Técnico, Universidade Federal de Santa Catarina, Departamento de Automação e Sistemas. Mini-Curso.
- NORMEY-RICO, J. E. e CAMACHO, E. F. (2000). Multivariable Generalized Predictive Controller Based on the Smith Predictor. *IEE Proc.-Control Theory Appl.*, Vol. 147, No. 5, pp. 538–546.
- NORMEY-RICO, J. E.; GÓMEZ-ORTEGA, J.; ALCALÁ-TORREGO, I. e CAMACHO, E. F. (1998a). Low Time-Consuming Implementation of Predictive Path-

- Tracking Control for a "Synchro-drive" Mobile Robot. *In Proc. of the 5th International Workshop on Advanced Motion Control*, pp. 350–356, Coimbra, Portugal.
- NORMEY-RICO, J. E.; GÓMEZ-ORTEGA, J. e CAMACHO, E. F. (1998b). A Smith Predictor Based Generalized Predictive Controller for Mobile Robot Path-Tracking. *In 3rd IFAC Symposium on Intelligent Autonomous Vehicles*, Vol. 7, pp. 471–476, Madrid, Spain.
- OLIVEIRA, V. M. (2001). Técnicas de Controle de Robôs Móveis. Dissertação de Mestrado, Univesidade Federal de Santa Catarina, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Florianópolis, SC.
- OLLERO, A. e AMIDI, O. (1991). Predictive Path Tracking of Mobile Robots: application to the CMU Navlab. *In Proc. of the IEEE International Conference on Advanced Robotics*, pp. 1081–1086, Pisa, Italy.
- OLLERO, A. e HEREDIA, G. (1995). Stability Analysis of Mobile Robot Path Tracking. *International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Vol. 3, pp. 461–466.
- PALMOR, Z. J. (1982). Properties of Optimal Stochastic Control Systems with Dead-Time. *Automatica*, Vol. 18, No. 1, pp. 107–116.
- PIAZZI, A.; ROMANO, M. e BIANCO, C. G. L. (2004). G^3 -Splines for the Path Planning of Wheeled Mobile Robots. *In Proc. of the ECC 03 Conference*.
- RICHALET, J.; ATA-DOSS, S. A.; ARBER, C.; KUNTZE, H. B.; JACUBASH, A. e SCHILL, W. (1987). Predictive Functional Control. Application to Fast and Accurate Robots. *In Proc. 10th IFAC Congress*, Munich.
- RICHALET, J.; RAULT, A.; TESTUD, J. L. e PAPON, J. (1976). Algorithm Control for Industrial Processes. *In Proc. 4th IFAC Symp. on Identification and System Parameter Estimation*, Tbilisi, URSS.
- ROSSITER, J. A. (2003). *Model-Based Predictive Control: A Practical Approach*. CRC Press, New York.

- SARKAR, N.; YUN, X. e KUMAR, V. (1993). Dynamic Path Following: A New Control Algorithm for Mobile Robots. *In Proc. of the 32nd IEEE International Conference on Decision and Control*, pp. 2670–2675, San Antonio, USA.
- SCHAMMASS, A.; VALENTE, C. M. O. e CAURIN, G. A. P. (1998). Planejamento de Trajetória de um AGV Utilizando Redes Neurais. *In XII Congresso Brasileiro de Automática*, Vol. 2, pp. 599–604, Uberlândia, MG.
- SKRJANC, I. e MATKO, D. (1994). *Advances in Model Based Predictive Control.*, Chapter Fuzzy Predictive Controller with Adaptive Gain. Oxford University.
- SOETERBOEK, R. (1992). *Predictive Control: A Unified Approach*. Prentice Hall International Series in Systems and Control Engineering, New York: Prentice Hall, 1992.
- SOUSA JUNIOR, C. e HEMERLY, E. M. (2003). Controle de Robôs Móveis Utilizando o Modelo Cinemático. *Sba Controle e Automação*, Vol. 14, No. 4, pp. 384–392.
- SUN, S. (2005). Designing Approach on Trajectory-Tracking Control of Mobile Robot. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, Vol. 21, No. 1, pp. 81–85.
- TAN, Y. e KEYSER, R. D. (1994). *Advances in Model Based Predictive Control.*, Chapter Neural Network Based Predictive Control. Oxford University.
- TOUNSI, M. e CORRE, J. F. L. (1996). Trajectory Generation for Mobile Robots. *Mathematics and Computers in Simulation*, Vol. 41, pp. 367–376.
- WANG, D. e XU, G. (2000). Full State Tracking and Internal Dynamics of Nonholonomic Wheeled Mobile Robots. *In Proc. of the American Control Conference*, pp. 3274–3278, Illinois, USA.
- WIT, J.; CRANE III, C. D. e Armstrong, D. (2004). Autonomous Ground Vehicle Path Tracking. *Journal of Robotic Systems*, Vol. 21, No. 8, pp. 439–449.
- YANG, J. e KIM, J. (1999). Sliding Mode Control for Trajectory Tracking of Nonholonomic Wheeled Mobile Robots. *IEEE Transactions on Robotic and Automation*, Vol. 15, No. 3, pp. 578–587.

- YANG, X.; HE, K.; GUO, M. e ZHANG, B. (1998). An Intelligent Predictive Control Approach to Path Tracking Problem of Autonomous Mobile Robot. *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 4, pp. 3301–3306.
- YDSTIE, B. E. (1984). Extended Horizon Adaptive Control . *In Proc. 9th IFAC World Congress*, Budapest, Hungary.